

分类号 TP24
密 级 GK



学位代码 308
学校代码 10298
学 号 3090196

南京林业大学

研究生硕士学位论文

论文题目：基于双目立体视觉的除草机器人
行内杂草识别方法研究

作 者：金小俊

专 业：机械设计及其理论

研究方向：机电一体化

指导教师：陈 勇 教授

二〇一二年六月

学位论文原创性声明

本人郑重声明：所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下进行的研究工作所取得的成果。尽我所知，除文中已经特别注明引用的内容和致谢的地方外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的研究成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式注明并表示感谢。本人完全意识到本声明的法律结果由本人承担。

学位论文作者(本人签名): 金小俊

2012年6月11日

学位论文出版授权书

本人及导师完全同意《中国博士学位论文全文数据库出版章程》、《中国优秀硕士学位论文全文数据库出版章程》(以下简称“章程”，见 www.cnki.net)，愿意将本人的学位论文提交“中国学术期刊(光盘版)电子杂志社”在《中国博士学位论文全文数据库》、《中国优秀硕士学位论文全文数据库》中全文发表和以电子、网络形式公开出版，并同意编入CNKI《中国知识资源总库》，在《中国博硕士学位论文评价数据库》中使用和在互联网上传播，同意按“章程”规定享受相关权益。

论文密级：

公开 保密(____年__月至__年__月)(保密的学位论文在解密后应遵守此协议)

作者签名: 金小俊

2012年6月11日

导师签名: 付子

2012年6月11日

致 谢

紫金山下，玄武湖畔，寒窗七载，时光飞逝转瞬间；宛若昨日的三年硕士生涯苦中有乐。难以忘记樱花大道一树树摇曳生姿，灿若云霞的烂漫樱花和阳春三月里逸夫楼中暖暖的午后阳光。还记得刚刚走入大学的好奇与新鲜，也记得一次次在电脑前的枯燥而又小有成就的程序编码。在这破茧而出的岁月里，我追求梦想，追求卓越，纵然辛苦忙碌，亦然无怨无悔。在我成长的路上，感谢一路以来对我传道授业的恩师，感谢把我抚养长大的父母，感谢帮助和支持过我的亲人和朋友，衷心祝愿你们一生平安。

本文是在陈勇教授的亲切关怀和悉心指导下完成的，陈老师严谨的治学态度、孜孜不倦的科研精神、广博的知识和敏锐的洞察力，无时不给我启迪与督促。陈老师在理论上的循循善诱，实践中的率先垂范使我学到了扎实的专业知识和缜密的思维方式，师之所传，师之所授，将使我受益终生。陈老师虚怀若谷、厚德载物的人格魅力将不断激励着我向前、向前、再向前！

感谢机电学院各位老师在我攻读硕士学位期间给予的关心，支持和帮助，感谢你们多年来对我的栽培和教育。感谢黄秀玲副教授在生活上给予的关心和帮助。感谢汪希伟老师在图像处理，软件编程以及英语学习上给予的启迪和指导。感谢程玉柱老师在科研上与我进行的有益讨论。感谢洪冠博士在学习和生活上给予的鼓励和帮助。

感谢我饱经沧桑的父母，你们在我求学的路上一直默默无闻的给予我坚定的支持，你们为了让我能更好的生活和学习，不顾年迈的身体依然在不断地为生活而奔波。你们总是叮嘱我要把身体养好，不要舍不得花钱，而自己却在生活上精打细算，省吃俭用。尽管不是什么大成就，但我还是想将本文献给你们，愿你们永远健康、快乐！谢谢你们！

感谢我的女友孙艳霞，感谢你愿意在我清贫的时候选择我并陪伴我完成我的学业。在我灰心的时候，你总是鼓励我让我坚强。你总能宽容我每天没完没了的忙碌。感谢你在生活上对我无微不至的关心与照顾。相遇即是缘，我相信我们的明天会更美好！

感谢师姐孙曼丽，沈旭，姜丽丽在学习生活以及诸多方面给予的帮助。感谢韦佳佳和周庆云，你们的厨艺让我难忘。感谢师妹王艳，有好吃的总忘不了师兄，感谢师妹高凤，你的笑声永远感染着我们。感谢小辣椒师妹金慧萍，你始终快乐地接受我的差遣，唯独不考虑自己的时间安排，非常严谨的帮忙绘图，统计数据。感谢师弟车军，忘不了和你一起备战 GRE 的日子，勇敢追梦吧，未来属于你！感谢师妹孙晓锋，感谢你给实验室带来的蓬勃活力。感谢 3420 实验室每个成员提供良好的学习氛围，祝你们学有所成，前途似锦！

感谢华冬青、随学仕、余四平、宋伟、陈波、王衍、李灏、李阳等好友和同学的朝夕相处，相互学习和帮助。感谢所有帮助过我指引过我的朋友们。同时也感谢在百忙之中审阅论文的教授们和所有参与答辩的各位老师，你们辛苦了。

金小俊

2012 年 4 月

机电院 3420 室

摘 要

除草方法有人工除草、机械除草、生物防除和化学除草等。化学除草方法高效、方便，被广泛应用。粗放式的大面积喷洒除草剂不仅浪费药剂，而且污染生态环境。为此，国内外都在开展精确除草方法的研究。要实现精确除草，首先需要识别出杂草。

行内杂草识别是玉米苗期精确除草的瓶颈问题。本文以 2~3 叶苗期玉米植株为研究对象，利用农田除草的特殊性，基于双目视觉获取玉米植株和行内杂草的高度信息，借助颜色特征识别地面绿色目标（作物与杂草）以减少图像立体匹配运算量。再根据作物植株空间分布特征从横向像素直方图拟合曲线中识别出玉米植株，进而识别出行内杂草。

立体匹配是获取高度信息中最关键、也是最耗时的步骤。本文为了减少立体匹配的计算工作量，以提高图像处理的实时性，合理将图像背景分割结果与立体匹配操作相结合。即只对从土壤背景中识别出的绿色目标进行立体匹配，而忽略掉与摄像机距离已知的土壤部分，从而大大减少了立体匹配的运算量，显著提高图像处理速度，使得未来应用的实时性得到明显改善。

实验表明，本文提出的立体匹配算法平均耗时为 0.041 秒，相比较传统匹配算法，运行时间缩短了 84.4%，且在 600mm 测量范围内的相对误差率小于 2.5%；综合高度和植株空间分布特征的行内杂草识别方法识别率为 88%，满足实时杂草识别与精确除草的需要，可以用于除草机器人实时杂草识别系统。

关键词：立体视觉；边缘特征匹配；行内杂草识别；高度特征；空间分布特征

Intra-row Weed Detection Based on a Binocular Stereo Vision System for the Weeding Robot

Abstract

Weed control include manual, mechanical, quarantine, biologic, chemical methods, etc. Precision techniques for site-specific weed management has been studied by various researchers as it has the potential to minimize the volume of herbicides and to reduce environmental pollution caused by excessive use of chemical application. Development of a visual method of detecting intra-row weed under the highly variable conditions remains the greatest challenge in site-specific weed management.

Intra-row weed detection by machine vision poses particular difficulties due to the similar color of crop and weed. In this study, an image processing algorithm for crop and intra-row weed discrimination at V2-V3 growth stages utilizing a binocular stereo vision system was developed and evaluated. The proposed methods use color feature to extract vegetation from the background, whilst height and plant spacing information analysis techniques are applied to discriminate between crop and weeds.

Stereo matching is the key step toward height feature acquisition, however, it is generally a time-consuming process. The main objective of this research is to develop a real-time image processing algorithm for intra-row weed detection. The proposed methods use color feature to extract vegetation from the background, whilst height and plant spacing information analysis techniques are applied to discriminate between crop and weeds. During the stereo matching process, correspondence search was performed on edged stereo images and disparity calculation was applied only to the pixels of edges. This strategy can largely reduce the correspondence search range, thereby enhance the weed detection speed and accuracy.

The proposed stereo processing algorithm runs at about 0.041s, which cuts the runtime by 84.4%. The detected distance data inside 600mm is accurate within 2.5% error. The use of stereo vision system combined with prior information of plant spacing information proved successful in identifying crop plants with a classification accuracy (CA) of 88%, which renders it suitable to real-time image processing for the weeding robot.

Keywords: Stereo Vision; Edge Stereo Matching; Intra-row Weed Detection; Height Feature; Spatial Distributing Feature

目 录

第 1 章 绪论	1
1.1 研究背景及意义	1
1.2 国内外研究现状	2
1.2.1 行间杂草识别	2
1.2.2 行内杂草识别	2
1.3 课题来源与研究内容	6
1.3.1 课题来源	6
1.3.2 研究内容	6
1.4 本章小结	7
第 2 章 除草机器人与双目立体视觉系统构建	8
2.1 除草机器人研究	8
2.1.1 机器人总体方案	8
2.1.2 悬架结构设计	9
2.1.3 行内除草与行间除草机构	9
2.2 双目立体视觉系统	10
2.2.1 双目立体视觉基本原理	10
2.2.2 立体视觉系统的设计与组成	12
2.3 图像处理软件系统开发	14
2.4 本章小结	15
第 3 章 作物/杂草分割算法研究	16
3.1 图像灰度化与颜色因子	16
3.1.1 常用颜色特征分量	16
3.1.2 颜色特征参数分析	17
3.1.3 图像归一化及改进的超绿因子	19
3.2 阈值分割及二值化处理	19
3.2.1 图像阈值分割方法	20
3.2.2 迭代法动态阈值分割	20
3.2.3 Otsu 动态阈值分割	21
3.3 二值图像后处理与去噪	23
3.3.1 中值滤波处理	23
3.3.2 面积滤波算法	23
3.4 本章小结	25
第 4 章 基于边缘特征的立体匹配算法研究	26
4.1 立体匹配方法及实现	26
4.1.1 立体匹配算法	26
4.1.2 匹配基本约束	27
4.1.3 相似性度量因子	27
4.1.4 作物/杂草原图立体匹配	28
4.2 杂草识别匹配策略	29
4.3 边缘特征立体匹配	30
4.3.1 图像背景分割	30
4.3.2 图像边缘检测	31
4.3.3 边缘特征匹配	35

4.4 基于高度特征的杂草识别	37
4.4.1 视差图像高度阈值分割	38
4.4.2 立体视觉精度分析	39
4.5 边缘特征匹配与原图匹配比较	40
4.5.1 匹配效果对比	40
4.5.2 实时性比较	40
4.6 本章小结	42
第5章 综合高度与空间分布特征的行内杂草识别算法研究.....	43
5.1 行内杂草识别方法	43
5.2 图像预处理与边缘特征提取	44
5.3 行内杂草区域设定	46
5.4 区域立体匹配及视差图分割	46
5.5 植株空间分布特征分析	47
5.5.1 横向像素直方图	47
5.5.2 低通滤波处理	48
5.5.3 作物植株目标匹配	49
5.5.4 空间分布特征识别作物	51
5.6 行内杂草识别系统设计	52
5.7 本章小结	55
第6章 总结与展望.....	56
6.1 内容总结	56
6.2 创新之处	57
6.3 研究展望	57
参考文献.....	58
攻读硕士学位期间参加科研与发表论文情况	61

第 1 章 绪论

1.1 研究背景及意义

杂草影响着农作物的生长，若不加以控制，将严重影响农作物的产量和品质。行内杂草与农作物争夺水分、养分、光照和空间，降低农作物的产量和质量的同时还间接助长了病虫害的滋生和蔓延。

除草方法有人工除草、机械除草、生物防除和化学除草等^[1]。农田化学除草对突发性的草害效果明显，在国内外被广泛应用。但是如果除草剂使用不当，不仅会带来药害，而且会造成农产品农药残留量超标、环境污染以及人员中毒。

在中国，通常采用手动喷雾器或者机动喷雾机施药。在美国，施药设备有喷杆喷雾机、粒状农药施药器具等。这些方法的缺点是对地面杂草目标没有识别能力，即不论杂草多少甚至有无杂草，都向地面均匀地喷洒除草剂，从而导致农药污染。

为了减少除草剂用量和保护环境，美国、欧洲、日本、中国等相继开展了农药精确施用方法的研究。精确施药已经成为国内外研究热点和发展趋势。目前研究的精确除草设备主要有智能喷雾机和除草机器人。

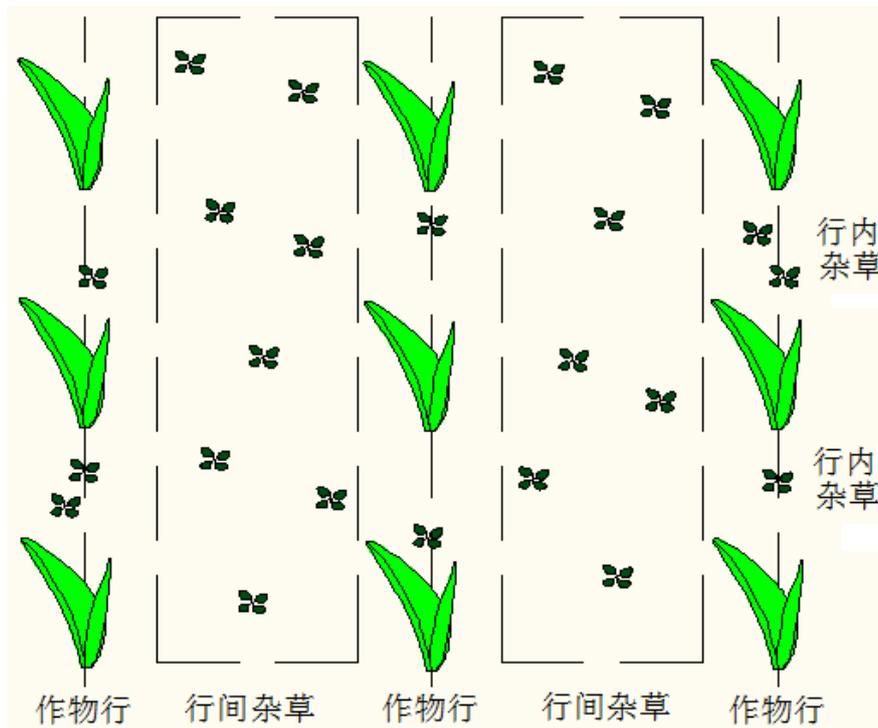


图 1-1 行间杂草与行内杂草

Figure 1-1. Inter-row weed and intra-row weed.

精确除草都是针对按行种植的条播作物，例如玉米、棉花、大豆等^[2-3]。根据空间分布特征，杂草可分为“行间杂草”和“行内杂草”。所谓“行间杂草”(Inter-Row Weed, Between-Row Weed)是指生长在两个作物行之间的杂草；而“行内杂草”(Intra-Row Weed, Within-Row Weed)则是指生长在一个作物行内的杂草，即与作物同在一行的杂草^[4]（如图 1-1所示）。

在作物行间,只有杂草是绿色的,所以可以利用颜色特征将杂草从土壤背景中分离出来。也就是说,可以利用颜色特征识别行间杂草。

在作物行的行内,则难以仅仅依靠颜色特征区别杂草和作物,因为它们往往都是绿色的。识别行内杂草还要借助空间分布特征、多光谱特征、形状、纹理特征等。如何利用这些特征?还有哪些新的特征有待挖掘?等等问题直接影响行内杂草识别率。显然,识别行内杂草要比识别行间杂草复杂得多,识别行内杂草是精确除草的难点^[5-6]。

1.2 国内外研究现状

目前,杂草识别通常采用基于机器视觉的方法来采集和处理图像。利用颜色特征可以区分植物和土壤,但是难以区分杂草和作物。近年,形态特征、光谱特征和纹理特征等也被用来识别行内杂草,另外,模式识别等方法也被应用于杂草识别研究。

1.2.1 行间杂草识别

对于行间杂草的识别,主要利用杂草的颜色特征将杂草从土壤背景中分割出来。杂草和土壤的背景颜色存在明显差异,因此可以通过分析图像中颜色特征参数对图像背景进行分割。常用颜色空间为 RGB 和 HSI 空间,在 RGB 空间中最常用的颜色特征参数是超绿分量;而在 HSI 空间中,色度分量(Hue)由于具有对光线不敏感的特性,可削弱光照对图像的影响,故应用较多。

Chris Gliever等采用超绿特征分量(Excessive Green, $EG=2G-R-B$)对土壤背景中的杂草目标进行分割,实验表明,对棉花(*Gossypium spp.*)田杂草的识别率为93%^[7]。

Alberto Tellaecha等在RGB空间中将采集到的图像转换为单色图像,利用熵阈值直方图法确定分割杂草与土壤背景的灰度级阈值,通过此阈值将图像转换为二值图像,再利用形态学开运算平滑转换后的二值图像,从而完成大麦(*Hordeum vulgare*)田杂草与土壤背景的分割^[8]。

1.2.2 行内杂草识别

1. 利用形态特征识别杂草

基于形态特征的杂草识别主要通过研究叶片的边缘样式(曲率或叶状特征)和整个叶片形状(面积、长度、宽度、周长、矩、无量纲比值等)来实现^[9]。单子叶和双子叶杂草在外部形态上差别很大,单子叶杂草叶片窄小且直立;双子叶杂草叶片宽,表面积大。因此,可以利用形态的差异来区分杂草和作物。

LEE等研究了基于形态特征的杂草识别方法,通过分析叶片的伸长度(Elongation)和紧密度(Compactness)来区分番茄苗和杂草,实验表明,对二叶期番茄苗和杂草的识别率分别为73%和68.8%。伸长度和紧密度与叶片的体积和旋转性无关,故叶片的尺寸和方位对识别率影响较小^[10]。但该方法的研究是针对没有遮挡,叶片完全显露的情况,当叶片被遮挡时,识别率则降低。

Manh等利用可变形模板(Deformable Template)方法来识别部分遮挡的叶片。该方法首先检测出叶片的端部,然后将模型置于每个叶端之上,并通过变形使模型与整个叶片进行

匹配,模型结构由叶片的可变骨架和代表叶片形状的轮廓线决定。麦田实验显示,即使部分叶片被遮挡,对狗尾草(*Setaria viridis* (L.) Beauv.)的识别率仍可达84%。由于该方法是通过寻找叶片的叶端进而识别整个叶片,所以当叶片的叶端被遮挡时,则无法进行识别^[11]。

Maria Persson等利用活动形状模型(Active Shape Models, ASM)方法对甜菜(*Beta vulgaris*)田中的杂草进行识别,该模型能够去除83%被遮挡的杂草像素,杂草识别率为81~87%^[12]。

自然环境下,杂草叶片相互遮挡、相互交织,增加了提取叶片特征的难度。另外,叶片损坏、叶片嵌入泥地中、其他物体附着、叶片处于受应力状态等各种情况都会影响杂草形态特征的识别^[9]。

2. 利用颜色特征识别杂草

可以利用颜色特征先从土壤背景中分离出杂草和作物,再结合其他特征来区分杂草与作物。Blasco等对采集到的图像进行逐点扫描,根据各像素点的RGB值来分割作物(杂草)和土壤,然后再通过检测目标区域的大小来区分杂草和作物。若目标区域小于预设的阈值,则判定该目标区域为噪点;若目标区域大于另一预设阈值,则判定该目标区域为作物。除此之外的剩余目标皆视为杂草。生菜田实验显示,杂草识别率为84%^[13]。

部分作物的株心颜色与杂草和作物的叶片颜色存在着差异,可以利用此差异识别出杂草。毛文华等研究发现玉米(*Zea mays* L.)植株叶片的颜色是深绿色,而株心区域的颜色是浅绿色,对此,先利用颜色特征从土壤背景中分割出玉米和杂草绿色植物区域,再利用玉米苗株心颜色特征定位玉米植株,最后根据区域连通性识别玉米植株,得到的非玉米植株的植物区域即为玉米田间杂草。试验表明,对玉米田中杂草的识别率可达84%^[14]。

杂草与作物的颜色特征非常相似,仅凭颜色特征难以区别杂草与作物。此外,土壤湿度、光照强度和空间分辨率等都会影响识别效果^[15]。

3. 利用光谱特征识别杂草

在可见光(400~700nm波段)或近红外光(700~2500nm波段)的照射下,杂草与土壤以及杂草与作物的光谱反射率存在着差异。在可见光波段,植物的叶绿素会吸收大部分的红色光^[16],叶绿素浓度的变化会影响反射率。在近红外波段,杂草与作物叶片组织结构的不同会导致其吸收、反射和透射入射光线能力的不同,根据反射率的不同也可区分杂草和作物。

Feyaerts等运用成像光谱仪测定了甜菜和杂草在435~1000nm范围内的反射率,研究表明:利用441、446、459、883、924、998nm 6个特征波长点识别甜菜田中的杂草,准确率为91%^[17]。

Piron等利用二次判别分析法(Quadratic Discriminant Analysis, QDA)选取识别胡萝卜(*Daucus carota*)和杂草的特征波长点。研究发现,以450、550和700nm为特征波长点的三个干涉滤波器组成了最佳组合滤波器,对胡萝卜和杂草的识别率达到72%^[18]。

Victor Alchanatisa等在可见光和近红外波段采集多重波长的图像,然后利用两个光谱通道(660和800nm)从图像背景中分割棉花和杂草,并开发了基于局部直方图的鲁棒统计算法。该算法的鲁棒性在于可以识别不同大小、形状以及不同季节的棉花与杂草,试验表明,该方法对棉花田杂草的识别错误率为15%^[19]。

陈树人等测量了棉花、刺儿菜(*Cirsium setosum* (Willd.)MB.)、水稻(*Oryza sativa*)、稗

草(*Echinochloa crusgalli* (L.) Beauv.)等四种植物在350~2500nm波段范围内的光谱反射率。实验结果表明,利用3个特征波长385、415和435nm可有效地从双子叶植物棉花中识别出双子叶杂草刺儿菜,其识别率为100%;利用5个特征波长375、465、585、705和1035nm可有效地从单子叶植物水稻中识别出单子叶杂草稗草,其识别率也为100%^[20]。

在可见光波段,杂草识别容易受到环境的影响,温度^[21]、光照、湿度等都会造成植物反射率的变化。另外,有些杂草和作物的组织结构和反射波长十分相近,在近红外波段识别杂草时,会造成识别误差。因此,这就对传感器的精度提出了比较高的要求。基于光谱特征的杂草识别方法相对简便,实时性高,但相关设备价格昂贵,应用成本较高。

4. 利用纹理特征识别杂草

纹理为某种基本模式(色调基元)的重复排列,可以通过观察纹理度量是否发生显著改变来确定两种纹理模式之间的边界。图像局部区域的自相关函数、灰度共生矩阵、灰度游程以及灰度分布的各种统计量,是常用的数字纹理特征。杂草和作物往往呈现出不同的纹理特征,因此,可以利用纹理特征来识别杂草。

Zhang等利用Fourier光谱对小麦(*Triticum aestivum* Linn.)和杂草的纹理特征进行分析,研究发现,小麦叶片具有单方向的纹理模式,而杂草叶片表现为多方向纹理模式,这种纹理方向性上的差异可用来区分小麦和杂草^[22]。

Majumdar等分析计算了10个灰度共生矩阵(Gray Level Co-occurrence Matrix, GLCM)特征、12个灰度行程矩阵(Gray Level Run Length Matrix, GLRM)特征和3个灰度特征。利用这25个纹理特征对麦田杂草进行识别,正确率为92%。另外,研究表明,在绿波段的纹理特征模型识别精度最高。为了减少纹理分析算法的计算时间,可将原始图像的256个灰度级缩减为8个灰度级^[23]。

曹晶晶等以作物行中心为基准来选取纹理块,计算量化级数为8级的H颜色空间的共生矩阵,提取5个纹理特征参数,利用K均值聚类法判别分析各块的类别。研究表明,由于在计算纹理特征时以块为单位考虑,并加入了位置特征量,从而使纹理的计算更有目标性,提高了算法的实时性。麦田实验显示,杂草识别率约为93%^[24]。

不同植物的纹理区别较明显,因此采用纹理识别往往可以获得较高的识别率,但提取和分析纹理特征需要大量的数据计算,影响了实时性。

5. 模式识别及其它方法的应用

近年来,人工神经网络、支持向量机、贝叶斯分类器、决策树和判别分析等模式识别方法也被应用于杂草识别研究中。

Ismail Kavdir将采集到的向日葵(*Helianthus annuus*)、杂草和土壤图像作为输入数据建模,构造了一个基于误差反向传播算法(Back Propagation, BP)的人工神经网络,并通过降低图像的分辨率、切割土壤背景的边缘以减少图像尺寸来提高神经网络的学习速率。实验表明,从土壤背景中识别出向日葵和杂草的准确率为90.2%,而区分出向日葵和杂草的准确率为82.6%^[25]。

Lanlan Wu等提取玉米和杂草的纹理特征作为支持向量机分类器的输入向量,利用该支持向量机方法对玉米和杂草进行识别,准确率为92.31~100%。另外,通过对比支持向量机和BP神经网络发现,支持向量机方法识别杂草的准确率高于BP神经网络,在相同数据集下,BP神经网络的识别率仅为80%^[26]。

Merchant等以颜色和位置特征为识别参数,采用贝叶斯分类器来区分花菜(*Brassica oleracea* L. var. *botrytis* L.)、杂草和土壤,在获取准确先验概率条件下,错误分类率最低为6.4%。另外,分析结果表明,在输入特征数较少的情况下,采用贝叶斯分类器的效果要优于前馈神经网络^[27]。

Karimi等分别运用判别分析、决策树和人工神经网络三种模式识别方法对玉米田中的杂草进行识别,杂草识别率分别为87%、76%和81%。研究发现,在玉米生长初期采用判别分析方法识别杂草可以得到较高的识别率,而在玉米抽雄期和完全生长期使用人工神经网络方法最为适宜^[28]。

随着研究的深入,分形维数、小波变换等方法也开始应用在杂草识别领域,并取得了较好的效果。

杂草的形态结构具有自相似特征,故可用叶片的分维来刻画分形体各尺度上特征的共性,揭示杂草本质特征^[29]。吴兰兰等比较了3种分形维数的计算公式和计算方法,发现Bouligand-Minkowski方法最佳,其中玉米和杂草的平均分形维数分别为1.204和1.079。结合支持向量机进行识别,玉米和杂草的识别率可达80%^[30]。

Bossua等利用小波变换对小麦和杂草进行识别。通过对小波变换和Gabor滤波器在基于模糊矩阵下的杂草识别结果进行比较,发现小波变换可以更好的适应透视图像,在Daubechies 25和Meyer小波时识别结果最佳,小麦和杂草的识别率可达80.6%,且小波变换在识别精度和处理时间上皆优于Gabor滤波^[31]。

6. 多特征融合的应用

杂草与作物在形状、颜色、大小和结构上都非常相似,仅仅利用单个特征很难精确识别杂草,因此可采用多个特征进行融合分析,以提高杂草的识别率。

Staab将杂草和番茄的光谱和空间分布特征作为贝叶斯分类器的输入参数来区分番茄和杂草,其中空间分布特征为光谱图像中模拟GPS位置间的距离,该方法认为距离已知番茄位置较远的目标体即为杂草,实验表明,杂草识别率大于84%^[32]。

Sunil K Mathanker等提取了植物的形状、颜色和纹理特征,并结合Adaboost算法和支持向量机对油菜(*Brassica campestris* L.)田和麦田杂草进行识别,研究发现,利用Adaboost算法识别油菜田杂草效果最佳,杂草错误识别率为20.45%。而对于麦田杂草,支持向量机法识别效果最好,杂草错误识别率为24.91%^[33]。

Björn Åstrand等通过提取颜色特征(绿色平均值)和两个形状特征(紧密度和伸长度)对生菜和杂草进行分类,准确率达96%^[34]。

Piron等利用植物的株高和光谱特征对胡萝卜和杂草进行识别。研究发现利用植物的株高来区分胡萝卜和杂草,正确率为83%,而利用光谱特征对胡萝卜和杂草进行分类,正确率为72%。通过优化植物的株高阈值并结合光谱特征,区分胡萝卜和杂草的准确率可达86%^[35]。

朱伟兴等在颜色空间YIQ,选取I作为特征量并用改进的最大类间方差法分离植物与背景;在颜色空间HSI,选取I的同质性和S作为特征量进行多层同质性分割分离小麦与杂草;最后结合形态学特征开闭运算滤波及二值逻辑与运算获得杂草图像;麦田试验表明,杂草正确识别率达92.6%^[36]。

毛文华等通过利用植物的多种特征实现麦田杂草的识别。该方法先利用颜色特征分割

土壤背景,然后利用位置和纹理特征识别出杂草,最后利用形态特征处理误识别的小麦和杂草。不同时期小麦和杂草的识别率最低为89%,最高为98%^[37]。

综合多个特征提高了杂草的识别率,但增加了计算量。研究多个特征需选取有效的特征变量,对各个特征进行独立分析,这将大幅增加图像处理的时间。因此,如何快速提取各个特征值,对各个特征值进行有效的融合优化,开发出高时效性的算法,是利用多特征融合技术进行杂草识别的难点。

就国内外研究现状来看,到目前为止,没有一个独立或者综合的方法能彻底解决杂草识别问题,距离商业化应用要求尚有较大差距^[38]。实际应用中会有许多新的问题需要解决。例如,农田自然光线的变化会降低色彩特征方法的识别率。田间高低不平,以及种植机械自身的性能局限,使得作物行的行间距以及行内植株的株间距或多或少地存在差异。这样,降低了基于植株空间分布特征的杂草识别率。杂草和作物的光谱特征随着其生长期和含水率的变化而变化。而且,许多杂草和作物的光谱特征相似。所以,仅仅依赖光谱特征也不能十分有效地区别杂草和作物。对杂草形态、纹理特征的分析需要清晰度较高的图像。随风飘动的杂草,以及相互重叠的杂草都给形态、纹理分析增加了难度。而且,杂草种类数不胜数,即使是常见的杂草也有数百种。建立杂草形态特征库的工作量很大,也降低了动态识别杂草的实时性^[39]。

这诸多不确定性使得将杂草和作物加以区别成为实施精确除草的瓶颈。这种瓶颈表现在:(1)杂草识别率低;(2)识别算法复杂,实时性差;(3)受自然环境因素影响大^[40]。

另外,无论是识别行间杂草还是行内杂草,都是采用摄像机拍摄地面图像(图像中包含杂草和背景)。由于农田地面的高低不平,架设在除草机器人上的摄像机必然在抖动。如果停车拍摄,摄像头静止,图像质量提高了,但是,机器人前进的平均速度明显降低了,除草的工作效率下降了。也就是说,杂草识别的可靠性与除草效率是一对矛盾。

在众多的精确除草概念中,如果是定点化学除草,就是先识别杂草,然后将喷头对准杂草目标施药。如果是机械除草,就是先识别杂草,然后将除草的机械工具伸过去铲除杂草。但是从前面的分析中可以看出,识别杂草(尤其是行内杂草)是不容易的。本文重点研究精确除草的瓶颈问题,即行内杂草的识别问题,使得智能喷雾机和除草机器人的应用成为可能,有利于提高人力资源的利用率,减少农药用量,保护生态环境。

1.3 课题来源与研究内容

1.3.1 课题来源

本课题来源于“十二五”国家科技支撑计划项目:农田作业机器人关键技术与装备研发(编号:2011BAD20B07)和人事部留学回国人员科技活动择优资助项目:基于直接施药方法的设施农业除草机器人研究。

1.3.2 研究内容

识别出行内作物,行内杂草识别问题就迎刃而解,智能喷雾机或者除草机器人等设备的研制就可以获得突破性进展。本文将双目立体视觉技术应用到杂草识别中,利用植株高度和空间分布特征来区分杂草和作物。解决制约精确除草的瓶颈问题。

杂草种类繁多，而特定作物数量有限（如玉米、大豆、棉花等），本文将探索与众不同的思路。对于行内杂草，不是直接去识别杂草，而是改而识别作物。在杂草和作物同时存在的作物行内，作物之外的绿色目标就是杂草。所以，在作物的行内，识别出作物就等价于识别出杂草。识别出作物就可以为后续的精确定草提供依据。

具体研究内容为：

1. 建立双目立体视觉系统获取作物与杂草的高度信息。
2. 利用边缘特征匹配，减少立体匹配运算量，提高图像处理速度。
3. 建立横向像素直方图，分析植株空间分布特征。
4. 综合高度与空间分布特征识别出作物进而识别出行内杂草。

1.4 本章小结

本章主要阐述了利用形态特征、颜色特征、光谱特征、纹理特征以及多特征融合方法识别行内杂草的原理、研究现状和难点。介绍了模式识别等方法在杂草识别中的应用。分析了行内杂草识别方法的特点，指出行内杂草的识别远复杂于行间杂草识别，是精确定草的难点。其难点主要表现在杂草识别率低；识别算法复杂，实时性差；受自然环境因素影响大。因此，本文将双目立体视觉技术应用到行内杂草识别中，提出了一种实时的立体匹配算法，并利用植株高度和空间分布特征来区分杂草和作物。解决制约精确定草的瓶颈问题，为后续的精确定草提供依据。

第 2 章 除草机器人与双目立体视觉系统构建

2.1 除草机器人研究

目前除草机器人的研究大多局限于单独对行内杂草、行间杂草进行除草，除草效率较低。且机器人车身无减震机构，对农田非结构化环境自适应能力不够，造成杂草识别装置采集图像模糊。

针对上述问题，本文设计了一种行内除草和行间除草可同时进行的除草机器人结构，以提高工作效率。另外，将双横臂独立悬架应用到除草机器人中，使机器人车身每个车轮都具有独立减震作用，保证机器人平台工作的稳定性。

2.1.1 机器人总体方案

该除草机器人适用于作物苗期除草，主要由车身本体、行内除草机构及行间除草机构等组成。机器人沿着作物行行驶，定点铲除行内杂草，并同时行间杂草进行涂抹施药。

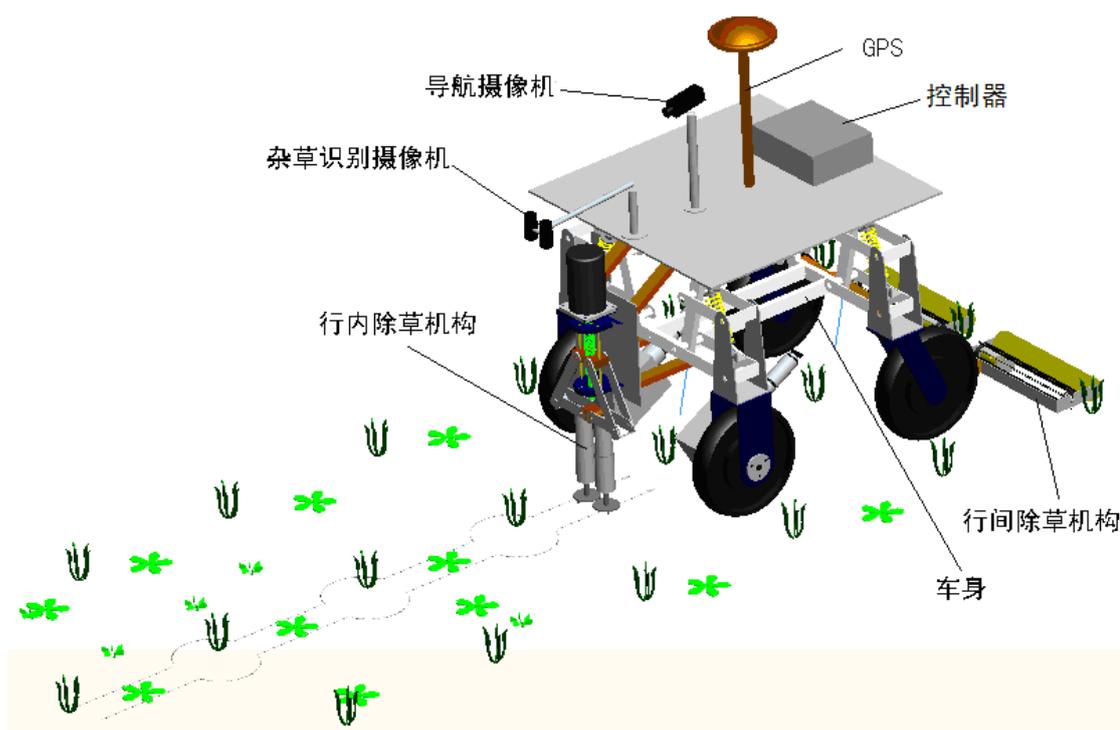


图 2-1 除草机器人结构图

Figure 2-1. Schematic description of the weeding robot.

图 2-1 所示为除草机器人结构图。机器人由两个直流伺服电机驱动前轮行驶，前轮和电机通过齿轮箱连接，采用差速转向，后轮采用万向轮。当机器视觉系统识别到杂草时，行内除草机构的末端执行器闭合，底部高速旋转的刀盘嵌入土中，搅断杂草根部。当识别到作物时，末端执行器张开从而避开作物。行间除草机构由滚轮和滚齿组成，滚齿高速旋转切割行间杂草，滚轮上蘸有药剂用以涂抹杂草切口。导航摄像机拍摄作物行线，GPS 系统联合机器视觉对机器人进行导航，使机器人沿作物行线行驶。图 2-2 所示为机器人物理样机实物图。

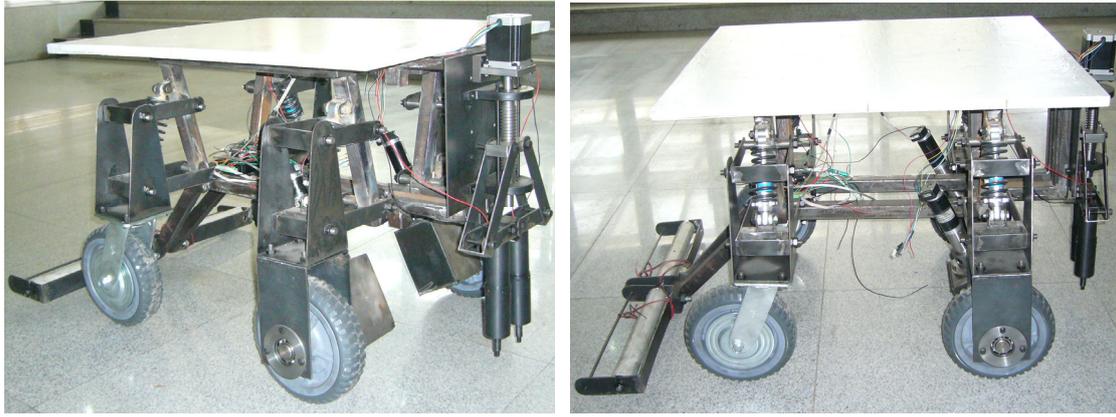


图 2-2 除草机器人实物图
Figure 2-2. Pictures of the weeding robot.

2.1.2 悬架结构设计

除草机器人车身和减震结构如图 2-3 所示。机器人在农田中行驶时，凹凸不平的地面对机器人平台有较大的冲击性，平台很不平稳，使摄像机（导航摄像机和作物/杂草识别摄像机）采集图像模糊，导致机器人不能准确地沿作物行行驶和精确除草。为了缓解这种冲击性，机器人采用双横臂独立悬架，上下横臂之间装有减震器，当一侧轮子遇到障碍物时，轮架抬高，上下横臂绕铰链点旋转，从而压缩减震器弹簧，达到减震的目的。机器人两轮独立减震，一侧轮子遇到障碍物时，另一侧轮子不会受到影响，具有良好的减震性能。机器人的前后悬架采用相同的悬架结构，四个轮子均具有减震性能，使机器人更加适应农田的非结构化环境。

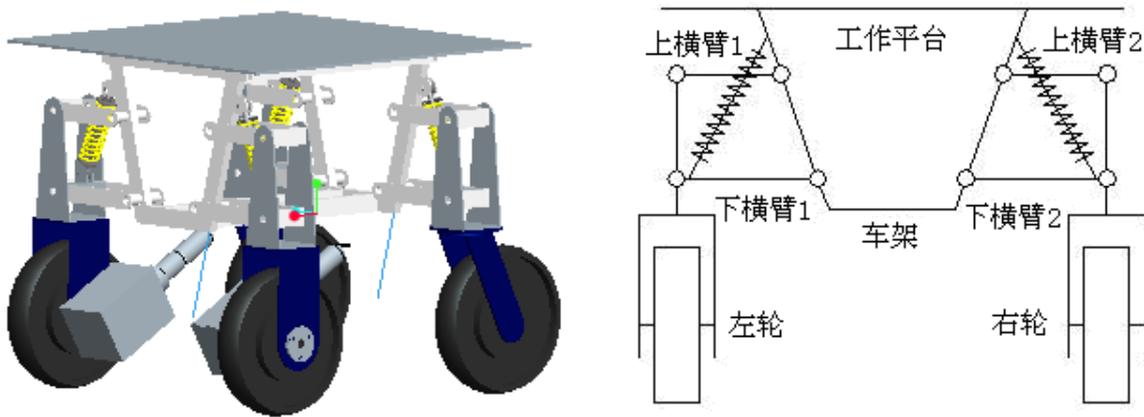


图 2-3 车身结构和悬架示意图
Figure 2-3. Robot body and schematic description of suspension damping.

2.1.3 行内除草与行间除草机构

行内除草机构由电机、连杆机构、丝杠以及末端执行器等组成（如图 2-4 所示），采用机械除草方式。滑块与连杆用铰链连接，直流减速电机驱动丝杠转动，使滑块沿丝杠上下运动，从而带动连杆机构运动，连杆运动继而带动除草执行器“张开”和“闭合”。当除草机器人杂草识别系统检测到行内杂草时，除草执行器闭合，底端刀盘嵌入土中，从而

搅断杂草根部。当识别到作物时，除草执行器在连杆的带动下向两边外张避过作物，对作物不造成伤害。如果行内作物间没有杂草，则刀盘做空转运动。

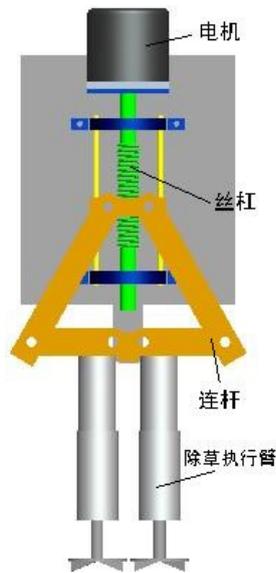


图 2-4 行内除草机构

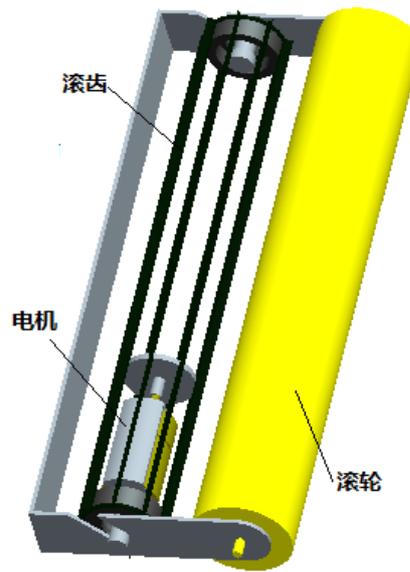


图 2-5 行间除草机构

Figure 2-4. Intra-row weed removal mechanisms. Figure 2-5. Inter-row weed removal mechanisms.

对于行间杂草的防除，采用直接施药的方法，较行内高效简单，不需进行杂草识别，提高了除草效率。行间除草机构上安装有滚齿和滚轮（如图 2-5 所示）。滚齿表面有毛刺刀刃，内部装有直流电机，可进行旋转切割杂草。直流电机装在滚齿内部，既保护电机，又可防止电机碰撞作物。滚轮外围被一层海绵包裹，用于汲取除草剂，滚齿切割杂草后，海绵随之涂抹杂草切口。

2.2 双目立体视觉系统

双目立体视觉是基于视差原理，由多幅图像获取物体三维几何信息的方法。在机器视觉系统中，双目立体视觉一般由双摄像机从不同角度同时获取周围景物的两幅数字图像，或由单摄像机在不同时刻从不同角度获取周围景物的两幅数字图像，并基于视差原理即可恢复出物体三维几何信息，重建周围景物的三维形状与位置^[41]。

2.2.1 双目立体视觉基本原理

本文采用的立体视觉系统为平行光轴双目视觉系统，平行光轴双目视觉系统是由两个完全相同的摄像机组成（焦距 f ，像元尺寸相同），且图像平面位于同一个平面上，两个摄像机的光轴互相平行，光轴与图像平面垂直，水平 x 轴相互重合，左图像的第一条扫描线也是右图像的第一条扫描线。

由于两镜头间存在距离，故而场景中同一个特征点在两个摄像机图像平面上的成像位置会产生偏差。场景中同一点在两个不同图像中的投影点称为共轭对，其中一个投影点是另一个投影点的对应。两幅图像重叠时的共轭对点得位置之差（共轭对点之间的距离）称为视差。双目立体视觉三维测量是基于视差原理。

图 2-6 所示为双目立体视觉几何原理图。 b 代表两个摄像机的水平距离，即立体视觉系统的基线， f 为焦距， Z 代表深度。视差 d 由左右两幅图像水平偏差 X_L 和 X_R 确定：

$$d = X_L - X_R \quad (2-1)$$

由相似三角形几何关系可得：

$$Z = \frac{bf}{dw} \quad (2-2)$$

式(2-2)中， Z 为深度信息， b 是基线距离， f 是镜头焦距，单位都是毫米 mm。 d 是视差，用像素表示(pixel)， w 代表每个像素的尺寸大小，单位为 mm/pixel。

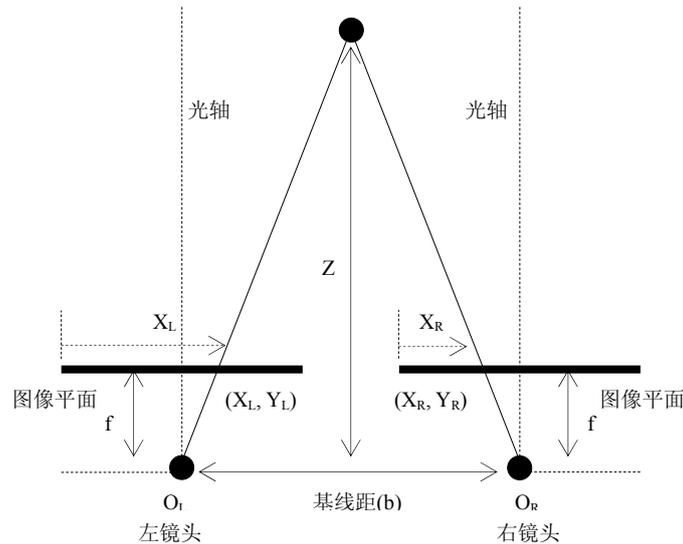


图 2-6 双目立体视觉几何原理图

Figure 2-6. Principle of stereo vision geometry based on pinhole camera model.

一个完整的双目立体视觉系统一般包括图像的获取、摄像机标定、图像预处理、特征提取、立体匹配、深度确定和三维重建六个步骤^[42]。

(1) 图像的获取

二维图像对的获取是双目立体视觉的物质基础。计算机立体视觉一般常用双目图像，有时需要采用多目图像，但其原理还是一样的。获取这些图像的视点可以在一条直线上，也可以再一个平面上，或甚至呈立体分布。在获取立体图像时不但要满足应用要求，而且要考虑视点差异、光照条件、摄像机性能以及景物特点等因素的影响，以有利于立体计算机。在感知范围不太大、遮挡比较少的情况下，采用光轴平行、基线共线的位置布置，将会大大简化后续处理过程。

(2) 摄像机标定

摄像机标定是为了确定摄像机内外参数，以便确定空间坐标系中物体点同它在图像平面上像点之间的对应关系。其中，内部参数是指摄像机内部几何特性和光学特性，外部参数是摄像机坐标系相对于世界坐标系的三维位置和方向。摄像机标定实质上就是确定由空间坐标系到图像坐标系的变换矩阵。建立一个有效的摄像机模型，除了能够精确地恢复出空间景物的三维信息以外，还有利于解决立体匹配问题。在立体视觉中，常使用多个摄像机，对每个摄像机都要标定。

(3) 图像预处理与特征提取

由于双目摄像机两个光学成像系统所处的方位不同，因此不同视角接受到的光强稍有不同，生成的二维图像，包含了各种各样的随机噪声和畸变，因此需要对原始图像进行预

处理,突出有用信息,改善图像质量。图像预处理的目的是主要有两个:一是改善图像的视觉效果,提高图像的清晰度;二是使图像变的更有利于计算机的处理,便于各种特征分析。

特征提取是为了得到匹配赖以进行的图像特征,良好的匹配特征应具有可区分性、不变性、稳定性、唯一性以及有效解决歧义匹配的能力。目前,常用的匹配特征主要有点特征、线特征和区域特征等。一般来讲,大尺度特征含有较丰富的图像信息,在图像中的数目较少,易于得到快速的匹配,但他们的定位精度差,特征提取与描述困难。而小尺度特征数目较多,其所含信息较少,因而在匹配时需要较强的约束准则和匹配策略。

(4) 立体匹配

立体匹配是立体视觉中最重要也是最困难的问题。其主要通过所选特征的计算,建立特征间的对应关系,将同一空间物理点在不同图像中的成像点对应起来,并由此得到相应的视差图像。当空间三维场景被投影为二维图像时,同一景物在不同视点下的图像会有很大的不同,而且场景中的诸多因素,如光照条件、景物几何形状和物理特性、噪声干扰和畸变以及摄像机特性等,都被综合成单一图像中的灰度值。因此,要准确地对包含了如此之多不利因素的图像进行无歧义的匹配,显然是十分困难的。对于任何一种立体匹配方法,其有效性有赖于三个问题的解决,即选择正确的匹配特征,寻找特征之间的本质属性及建立能正确匹配所选特征的稳定算法。根据匹配基元的不同,立体匹配可分为区域匹配、特征匹配和相位匹配三大类。

(5) 深度确定和三维重建

已知立体成像模型和匹配视差后,可得到待测场景的视差图,继而通过立体视觉几何原理图,由基线距离,镜头焦距和各个像素点的视差值推导出图像中每一点的深度距离。影响距离测量精度的因素主要有摄像机的标定误差、量化误差、特征检测与匹配定位精度等。一般来讲,距离的测量精度与匹配定位精度成正比。较大的基线长度可以得到更好的测量精度,但也会因此增大图像间的差异,增加匹配的困难程度。

本文采用的双目摄像机对镜头畸变和偏移进行了预标定,因此无需再对摄像机标定部分进行处理,另外本文主要通过建立立体视觉系统获取植株的高度信息,故无需对获取的植物进行三维重建操作。本文重点对立体视觉系统的图像获取、特征提取、立体匹配和深度确定等部分进行相关研究。

2.2.2 立体视觉系统的设计与组成

本文设计的立体视觉行内杂草识别系统主要由双目摄像机、IEEE 1394 采集卡、计算机和图像处理软件组成。如图 2-7 所示,双目摄像机距离地面 600mm,镜头与地面保持平行。拍摄对象为机械种植,按行排列的 2~3 叶期苗期玉米作物和杂草。采集的图片通过 IEEE1394 采集卡传输到计算机中,为提高图像处理速度,作物/杂草图像保存为 24 位 BMP 格式,像素大小为 320×240。

双目摄像机采用的是加拿大 PointGrey 公司 (Point Grey Research, Inc., Vancouver, British Columbia, Canada) 生产的 Bumblebee 2 立体视觉系统 (BB2-08S2C-38)。Bumblebee 2 双目摄像机为 IEEE 1394 接口,输出为彩色图像,分辨率最高为 1024×768 像素,最低为 160×120 像素。CCD 尺寸为 1/3 英寸,像元大小为 4.65um×4.65um。基线长度为 12mm。镜头焦距为 3.8mm,视场角为 66 度。

Bumblebee 2 双目摄像机对镜头畸变和偏移进行了预标定。且该摄像机的精度保持系

统降低了设备由于机械碰撞以及震动导致失去精度的概率。因此，在后续使用中无需再对摄像机进行标定处理。

实验系统中用于立体视觉图像采集和图像处理算法运行的计算机处理器为 Intel(R) Core(TM)2 Duo T6600@2.20GHz，内存为 2G。计算机和双目摄像机之间通过 IEEE 1394 采集卡传输图像数据。IEEE 1394 高速数字通信系统去除了在模拟摄像头中的传输噪声，提高了整个系统的性能。

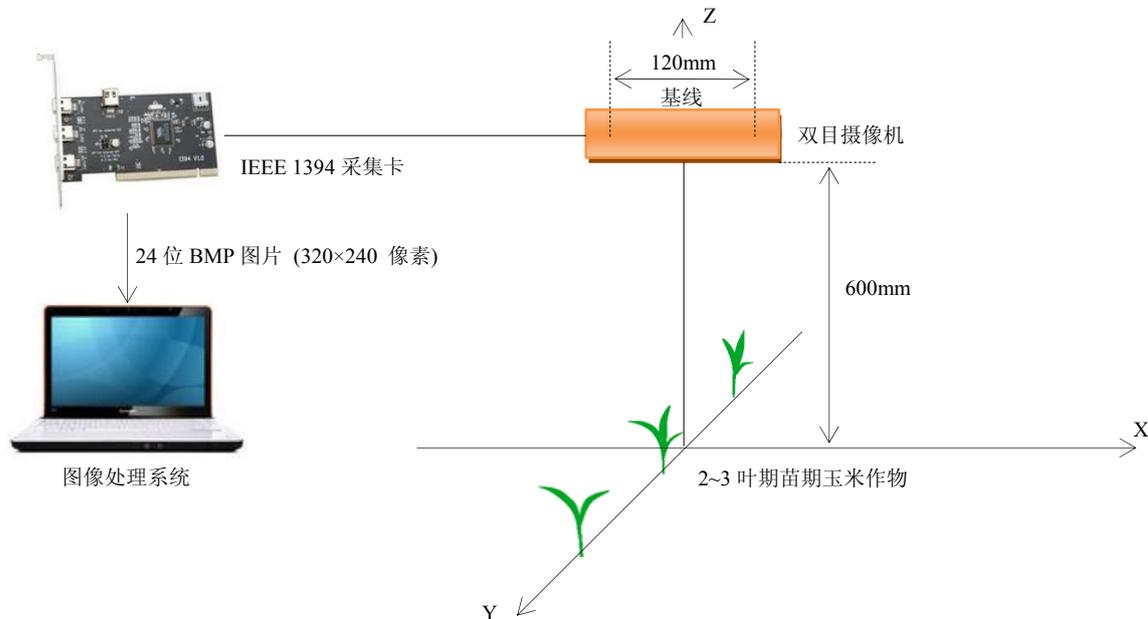


图 2-7 双目立体视觉系统示意图

Figure 2-7. Schematic description of the stereo vision system arrangement.

本系统基于双目视觉获取植株的高度信息、基于色彩特征分割绿色目标与土壤背景以减小立体匹配运算量、基于横向像素直方图并参考理论株距，从而最终识别出作物植株。具体流程如图 2-8 所示：

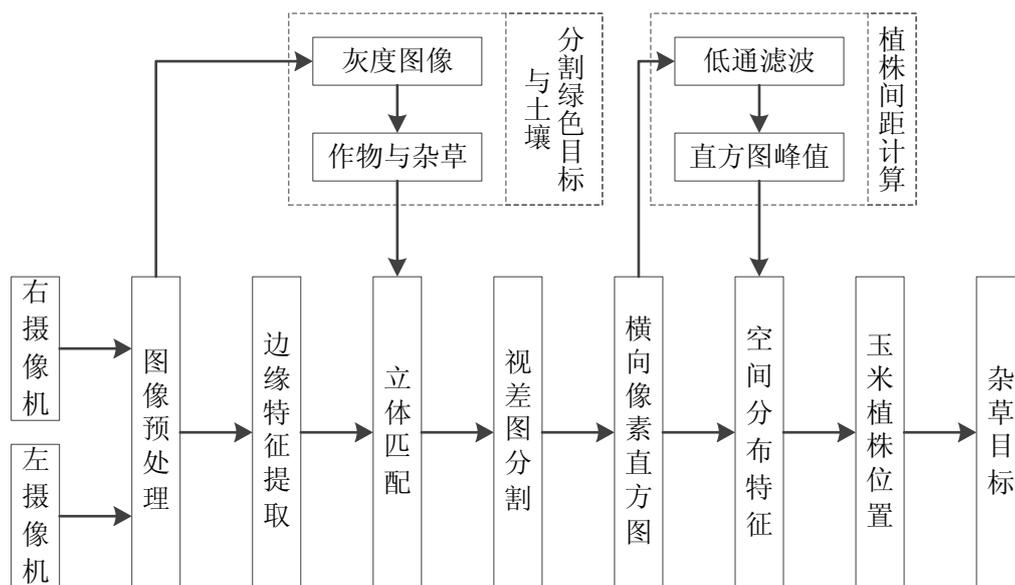


图 2-8 行内作物植株/杂草识别流程

Figure 2-8. Flowchart of intra-row weed/crop detection.

(1) 建立双目视觉系统, 左右摄像机垂直地面分别采集农田彩色图像, 图像中包含一行农作物(玉米), 以及杂草和土壤背景。

(2) 将绿色目标(作物与杂草)与土壤进行分割。利用超绿色分割算法, 彩色图像转化为灰度图像, 再转化为二值图像。

(3) 植株高度信息获取。采用下列主要步骤:(a) 摄像机预标定;(b) 边缘特征提取;(c) 立体匹配;(d) 获取视差图等。

为了减少匹配计算工作量, 提高实时性, 立体匹配时将利用第(2)步骤的结果, 在立体匹配中就可以简化匹配运算。这将大大减少立体匹配运算量, 实时性将得到显著改善。

(4) 通过植株高度信息分析, 可以获得一幅灰度图像, 各像素灰度值表示其高度(深度)信息。植株以及杂草为黑色, 背景为白色。

(5) 沿着图像宽度方向(作物行的方向)计算横向像素直方图, 并形成拟合曲线。由于作物空间位置分布的规律性, 使得对应作物的峰值呈现出周期性。但是, 这一周期性又被噪声信号(杂草)所干扰, 甚至淹没。

(6) 作物植株目标的匹配。滤波后的信号曲线中, 杂草的峰值与作物植株的峰值同时存在, 需要进一步进行信号处理。根据作物的空间位置分布特征, 将理论株距和信号曲线中的峰值进行匹配, 判断出作物植株对应的峰值位置。该峰值位置就是作物植株的位置, 这样就从图像中识别出植株。

2.3 图像处理软件系统开发

图像处理软件系统使用 Visual Studio 2010 (VC++)作为主要的软件开发环境, 使用 OpenCV 1.0作为图像处理的库函数。OpenCV 全称为 Open Source Computer Vision Library, 是 Intel®开源计算机视觉库。它由一系列 C 函数和少量 C++ 类构成, 实现了图像处理和计算机视觉方面的很多通用算法。

OpenCV 拥有包括 300 多个 C/C++函数的跨平台的中、高层 API。它不依赖于其它外部库, 但同时也可以使用某些外部库。OpenCV 开发目的是发布一个通用的计算机视觉库, 以简化计算机视觉开发人员的开发流程和工作强度。作为一个基本的计算机视觉、图像处理和模式识别的开源项目。OpenCV 对非商业应用和商业应用都是免费的, 可以直接应用于很多领域, 作为二次开发的理想工具。

OpenCV 函数库主要由五个功能模块构成^[43](如图 2-9 所示)。分别为: CV 模块, 主要负责常用的图像处理函数和机器视觉算法; MLL 模块, 机器学习库, 包含统计分类器等; HighGUI 模块, 包含一些基本的 GUI 函数, 负责简单的图像和视频输入输出处理; CXCore 模块, 包含 OpenCV 的一些基本数据结构和相关函数; CvAux 模块, 包含一些辅助的图像处理函数库, 也有部分实验性质的新算法。

OpenCV 提供了数组、序列、矩阵、树等基本结构, 也包含了差分方程求解、傅里叶分析、积分运算、特殊函数等众多高级数学计算函数, 以及各种图像处理操作和目标跟踪、摄像机标定、立体匹配、三维重建等高级视觉函数。OpenCV 的基础数据类型包括: 图像类 IplImage, 矩阵类 CvMat, 可变集合类 CvSeq、CvSet、CvGraph 以及用于多维柱状图的混合类 CvHistogram。帮助数据类型包括: 表示二维点坐标的 CvPoint, 表示图像宽和高的 CvSize, 表示迭代过程结束条件的 CvTermCriteria, 表示图像转换内核的

IplConvKernel 和表示空间力矩的 CvMoments。

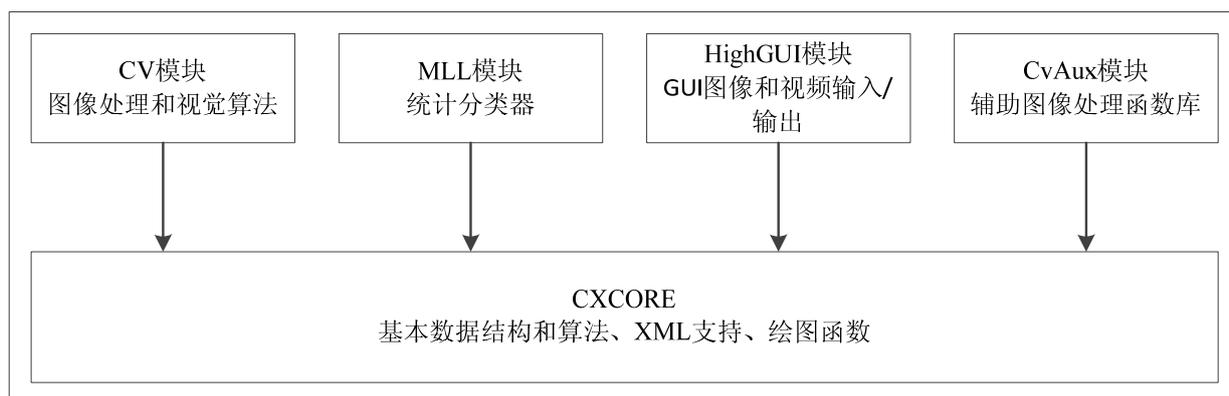


图 2-9 OpenCV 基本结构示意图
Figure 2-9. Basic structure of OpenCV.

2.4 本章小结

本章首先介绍了除草机器人的总体设计，包括机器人车身结构，行间除草与行内除草机构。该除草机器人可同时进行行间和行内除草工作，除草效率较高。另外，通过将双横臂独立悬架应用到除草机器人中，使机器人车身每个车轮都具有独立减震作用，保证机器人平台工作的稳定性。同时，本章还介绍了双目立体视觉的基本原理，以及行内杂草识别立体视觉系统的设计与组成。本系统基于双目视觉获取植株的高度信息、基于色颜色特征分割绿色目标与土壤背景以减小立体匹配运算量、基于横向像素直方图并参考理论株距，从而最终识别出作物植株。最后，本章简单介绍了图像处理软件系统的开发，包括 OpenCV 的相关知识以及 OpenCV 在机器视觉领域的应用。

第3章 作物/杂草分割算法研究

3.1 图像灰度化与颜色因子

作物/杂草与土壤的背景颜色存在明显差异，作物/杂草呈现为绿色，而土壤通常为黄褐色，因此可以通过分析图像中颜色特征参数对图像背景进行分割。图像灰度化是指将彩色图像转换为8位的灰度图像。在杂草识别研究中，通常利用某些颜色因子增强图像中的绿色植物区域（前景部分），抑制需要去除的土壤等背景信息（背景部分），继而对图像进行绿色植物和土壤背景的分割。

3.1.1 常用颜色特征分量

在 RGB 空间中，最常用的颜色特征分量为超绿特征(Excessive Green, $ExG = 2G - R - B$)和标准差特征($NDI = (G - R) / (G + R)$)等。而在 HSI 空间，色度分量(Hue)应用较多。Woebbecke 等比较分析了 $(r - g)$ 、 $(g - b)$ 、 $(g - b) / |r - g|$ 和 $2G - R - B$ 等颜色特征分量，发现超绿特征($2G - R - B$)用于绿色植物背景图像分割最为有效^[44]。相阿荣等研究发现，将图像从 RGB 空间转换到 HSI 空间，并利用色调分量(H)可有效的从土壤背景中识别出杂草^[45]。

1. 超绿特征分量($2G - R - B$)

由于作物/杂草颜色为绿色，所以在作物/杂草图像中对于植物区域每个像素点，其在 RGB 三维颜色空间中三个分量的像素值，G 分量的像素值总是大于 R 分量和 B 分量的像素值。超绿特征分量就是利用此特征，增加 G 分量的比例，从而在图像中突出植物区域。具体公式如式(3-1)。

$$ExG(x, y) = 2G(x, y) - R(x, y) - B(x, y) \quad (3-1)$$

式中 $R(x, y)$ 、 $G(x, y)$ 、 $B(x, y)$ 分别表示的是坐标点 (x, y) 处 R、G、B 三个分量的灰度值。

2. 标准差特征分量(NDI)

Pérez 等人^[46]采用标准差特征分量(NDI)对植物图像进行灰度化操作，通过对图像中每个像素点的 G 分量值减去 R 分量值，从而得到红绿色差，然后将红绿色差值除以 G 值和 R 值之和。经过此操作后，图像中每个像素点值为 $-1 \sim 1$ 。为显示图片，像素值应在 $0 \sim 255$ 区间内，因此需要将灰度化之后的像素值转换到 $0 \sim 255$ 内。具体公式如式(3-2)所示。

$$NDI(x, y) = \left(\frac{G(x, y) - R(x, y)}{G(x, y) + R(x, y)} + 1 \right) \times 128 \quad (3-2)$$

式中 $R(x, y)$ 、 $G(x, y)$ 分别表示的是坐标点 (x, y) 处 R、G 两个分量的灰度值。

3. HSI 色调分量(H)

HSI 色彩空间是从人的视觉系统出发，用色调(Hue)、色饱和度(Saturation 或 Chroma)和亮度(Intensity 或 Brightness)来描述色彩。其中色调(Hue)代表颜色的基本属性，由于植物与土壤属于不同颜色范畴，因而可以根据色调这一颜色特征进行图像的背景分割。RGB 空间与色调 Hue 之间的转换公式(3-3)所示。

$$H = \begin{cases} [270^\circ + \tan^{-1}(\frac{2R - G - B}{\sqrt{3}(G - B)})] \times 255 / 360^\circ & \text{其中 } G < B \\ [90^\circ + \tan^{-1}(\frac{2R - G - B}{\sqrt{3}(G - B)})] \times 255 / 360^\circ & \text{其中 } G > B \\ 255 & \text{其中 } G = B \end{cases} \quad (3-3)$$

式中 H 代表 HSI 空间中的色度值，R、G、B 分别为红、绿、蓝三种颜色分量值。

3.1.2 颜色特征参数分析

图 3-1 所示为 2~3 叶苗期玉米彩色图像分别利用超绿特征分量，标准差特征分量和 HSI 空间色度分量进行灰度化的处理结果。从这三个颜色特征分量图中可以看出，作物/杂草的灰度值明显高于土壤背景，较好的突出了作物/杂草区域。

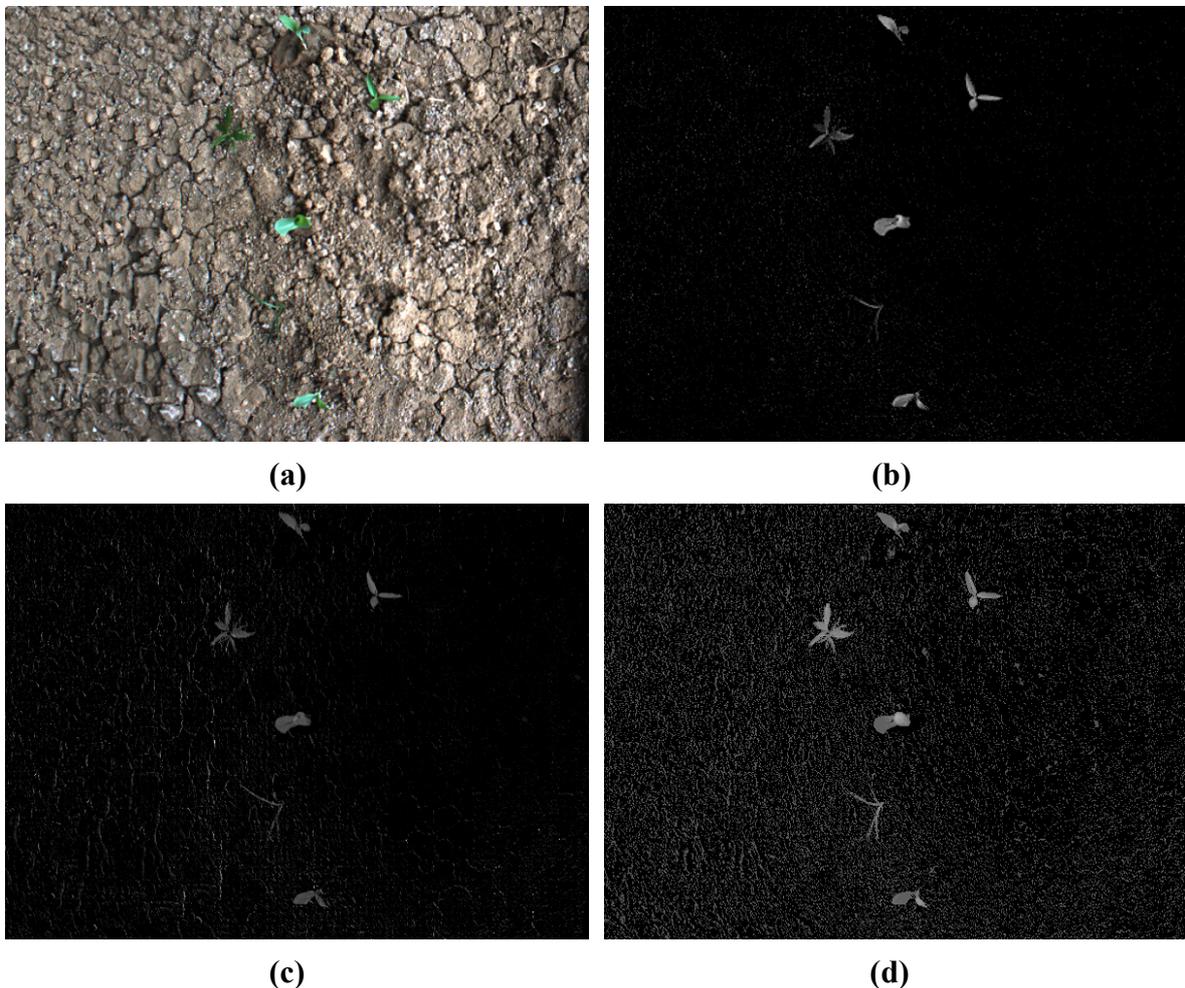


图 3-1 颜色特征因子 (a) 原图 (b) 超绿特征分量 (c) 标准差特征分量 (d) HSI 空间色调分量
Figure 3-1. Color indices (a) original image (b) 2G-R-B (c) NDI (d) H

比较这三个颜色特征分量可以发现，超绿特征分量识别植物的效果最为突出，土壤背景几乎被完全分割出来，且像素值都接近零。标准差特征分量和 HSI 空间色调分量虽然也能分离出植物区域和土壤背景，但噪声比较多，图像中覆盖着与植物区域灰度值相当的噪声像素点，影响后续的阈值分割。故而本课题选择超绿特征作为作物/杂草图像背景分

割的颜色特征因子。

为更直观的研究植物与土壤背景颜色特征之间的关系，运用图像分析软件 Image-Pro Plus 6.0 对采集图像中的作物/杂草和土壤背景感兴趣区域(Area of Interest)在 RGB 空间中的 R、G、B、超绿特征和标准差特征信息以及 HSI 空间中的 H 通道的颜色特征进行统计分析，绘制出图 3-2 所示的植物和背景像素直方图。

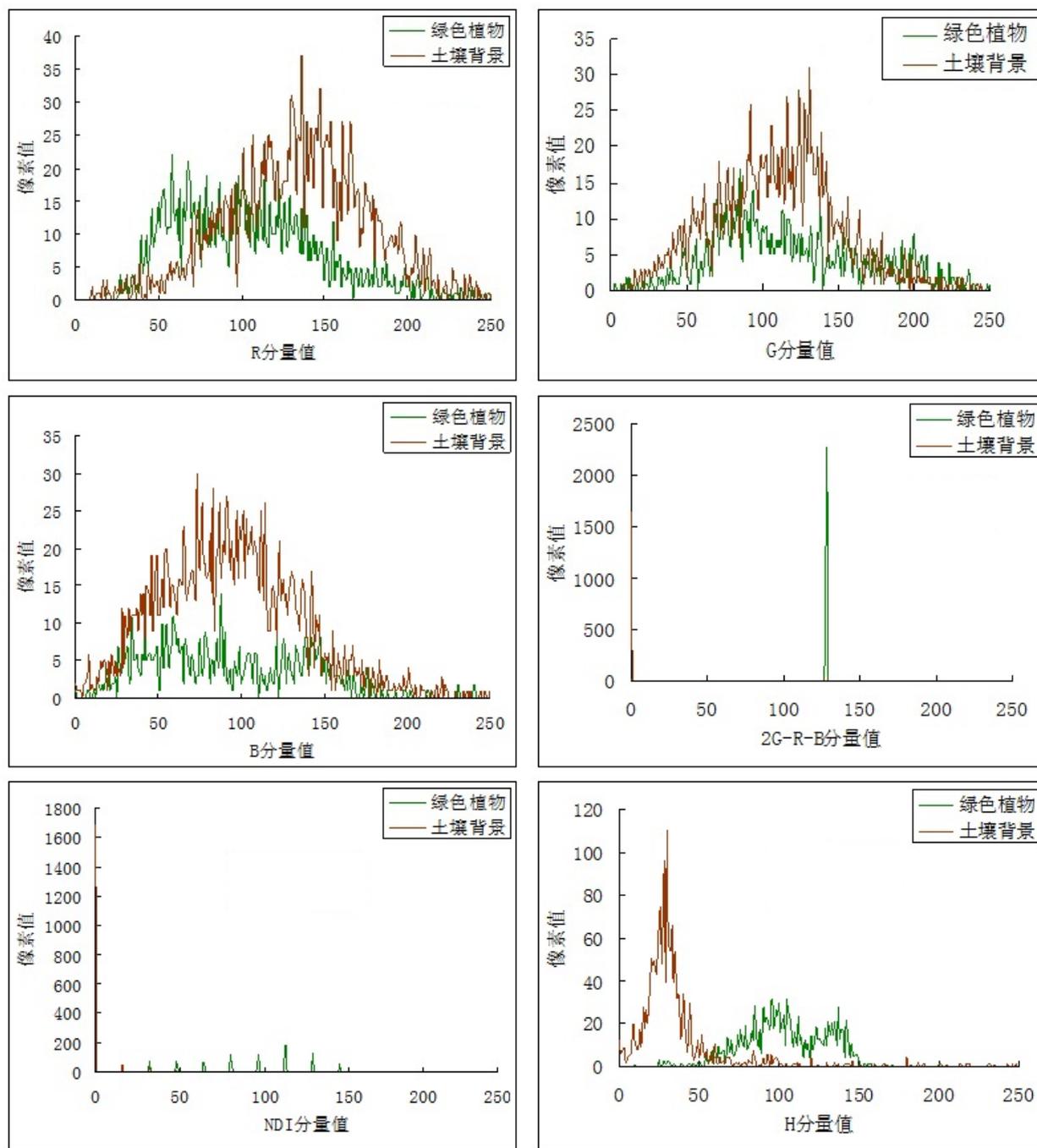


图 3-2 作物/杂草与土壤背景像素直方图

Figure 3-2. Histograms of crop/weed and background pixels.

由图 3-2 可看出，在 R 分量值、G 分量值和 B 分量值灰度图下，作物/杂草与土壤背景像素分布存在交错现象，无法进行分割。而在超绿特征，标准差特征分量值和 HSI 色调分量值灰度图下，绿色植物与土壤背景存在较大差异，其像素分布没有重叠，易于结合自动阈值法进行分割。因此，采用这些特征量可以用于作物/杂草背景分割。另外，从图中还可以看出，超绿特征分量的绿色植物与背景像素分布间隔最大，且背景的像素值接近

零，因此，采用超绿特征分量结合二值化分割最易于实现植物与土壤的分离。

3.1.3 图像归一化及改进的超绿因子

在自然环境下，采集的田间图像很容易受到光照变化、叶片遮挡阴影以及天气情况的影响，对于 RGB 颜色空间，这些因素的变化会对颜色分量值产生较大的影响。为提高图像处理算法的鲁棒性，可对 RGB 颜色空间进行归一化处理^[47]。为进一步提高超绿特征因子图像背景分割的效果，减少灰度化图像噪声点数目。将超绿特征做下述修正：当 $g < r$ 或 $g < b$ 时， $ExG = 0$ ，否则 $ExG = 2g - r - b$ ，具体公式如式(3-4)和(3-5)所示。

$$ExG = \begin{cases} 0 & \text{if } (g < r \parallel g < b) \\ 2g - r - b & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (3-4)$$

$$r = \frac{R}{R+G+B} \quad g = \frac{G}{R+G+B} \quad b = \frac{B}{R+G+B} \quad (3-5)$$

式中， r, g, b 为归一化之后的 R, G, B 颜色分量值，其取值范围为 $0 \sim 1$ 。

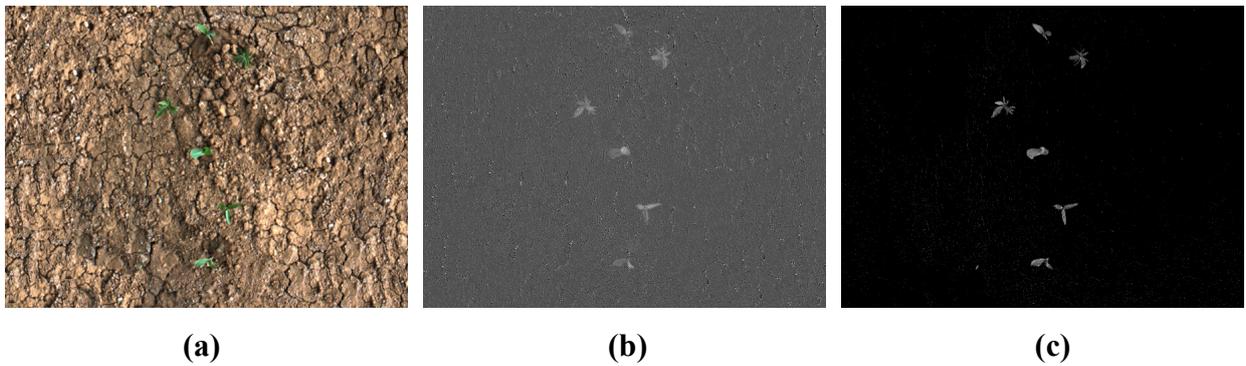


图 3-3 颜色特征因子 (a) 原图 (b) $2g - r - b$ (c) 修正的 $2g - r - b$
Figure 3-3. Color indices (a) original image (b) $2g - r - b$ (c) modified $2g - r - b$

图 3-3 所示为 $2g - r - b$ 与修正的 $2g - r - b$ 灰度化效果对比。从图中可以看出，修正后的 $2g - r - b$ 灰度图中背景的超绿特征分布更集中^[48]，分割后噪点少，且作物/杂草与土壤背景的对比较高，有利于后续的自动阈值分割。

3.2 阈值分割及二值化处理

阈值处理是一种区域分割技术，根据主观愿望将灰度分成两个或多个灰度区间。阈值处理主要利用在图像中提取目标与背景在灰度上的差异，选择一个合适的阈值，通过判断图像中每一个像素的特征属性是否满足阈值的要求，从而确定该像素属于哪个区域。

阈值分割算法在区域分割算法中具有代表性。由于阈值处理的直观性和易于实现的特点，已经阈值分割总能用封闭且连通的边界定义互不重叠的区域，所以，阈值分割算法称为图像分割中应用最为广泛的一种^[49]。

最常用的阈值分割方法是对图像进行区域直接检测，通过一个或者多个阈值将灰度图像的整个灰度范围分成两段或者多段，灰度值属于同一级别的像素将被归类为性质相同的区域。实现阈值分割主要历经两个步骤：首先，要确定相应的图像分割标准，根据此标准和准则选择最为合适的阈值；其次，将所需分割图像的所有像素的灰度值与既定的阈值进

行比较,属于同一个灰度级的像素将被划分到同一个目标区域,从而实现基于阈值的图像分割。

3.2.1 图像阈值分割方法

阈值分割的基本原理为:首先在图像灰度取值范围内按照一定准则选择一个灰度值 T 作为阈值,由这个阈值将图像分成两个部分,将高于这一阈值的像素归为一类,低于这一阈值的像素归为另一类。分别记输入和输出图像为 $f(i, j)$ 和 $F(i, j)$,则使用一个阈值的分割算法,即单阈值分割算法如公式(3-6)所示:

$$F(i, j) = \begin{cases} 1, & f(x, y) \geq T \\ 0, & f(x, y) < T \end{cases} \quad (3-6)$$

标记为 1 的像素对应于目标(前景)区域,标记为 0 的区域为背景区域。由此产生的图像称为二值图像。

根据阈值产生方式的不同,阈值分割法可分为定阈值法和动态阈值法^[50]。定阈值法最为简单快速,即指定某一灰度值为阈值,对所要处理的图像进行逐像素扫描并与该定阈值进行比较,将像素标记为前景或背景。此方法在图像具有固定阈值的情况下可取的很好的效果。固定的阈值可选取多个,设图像的灰度区间为 $[A, B]$, K 个阈值为:

$$A < T_0 < T_1 < T_{k-1} < B \quad (3-7)$$

则分割的方法为公式(3-8)所示^[44]:

$$F(i, j) = \begin{cases} 0, & f(i, j) \leq T_0 \\ m, & T_{m-1} < f(i, j) \leq T_m \quad (m = 1, \dots, K-1) \\ K, & f(i, j) > T_{k-1} \end{cases} \quad (3-8)$$

动态阈值分割法,也称为自适应阈值法,是根据各种阈值计算算法针对不同图像通过算法搜索适合图像的最佳分割阈值。常用的计算动态阈值算法有迭代阈值分割算法和 Otsu 动态阈值分割算法。

3.2.2 迭代法动态阈值分割

迭代法是基于灰度值的统计分布,通过逐次迭代来寻求最佳分割阈值。迭代算法等同于数学上的逐步逼近,是一种不断用变量的旧值递推新值的过程。每一幅待分割的图像都存在一个最佳阈值,也就是选取阈值的理想值,设为 T 。首先根据某种规则得到图像的一个阈值 T_0 ,然后不断的修正 T_0 直到它无限趋近于 T 。具体步骤如下:

(1) 计算图像的最大灰度值和最小灰度值 G_l, G_h , 令阈值 T 的初始阈值为:

$$T_0 = \frac{G_l + G_h}{2} \quad (3-9)$$

(2) 从 $T_k = T_0$ 开始,根据阈值 $T_k (k=0, 1, \dots, K)$ 将灰度图像分成目标和背景两个部分,

然后分别求出目标和背景这两部分各自的平均灰度 G_1 和 G_2 ;

$$G_1 = \frac{\sum_{G(i,j) < T_k} K(i,j)G(i,j)}{\sum_{G(i,j) < T_k} K(i,j)}, \quad G_2 = \frac{\sum_{G(i,j) > T_k} K(i,j)G(i,j)}{\sum_{G(i,j) > T_k} K(i,j)} \quad (3-10)$$

上式中 $G(i, j)$ 是灰度图像在 (i, j) 处的灰度值， $K(i, j)$ 是 (i, j) 点的加权系数。

(3) 求取新的阈值：

$$T_{k+1} = \frac{G_1 + G_2}{2} \quad (3-11)$$

(4) 比较 T_k 和 T_{k+1} ，如果两者相等，则算法结束，最后得到的 T_k 即为最佳阈值 T ，否则将 T_{k+1} 赋值给 T_k ，转至步骤(2)，继续迭代计算。

图 3-4 所示为作物/杂草灰度图像迭代法阈值分割图（二值图）。

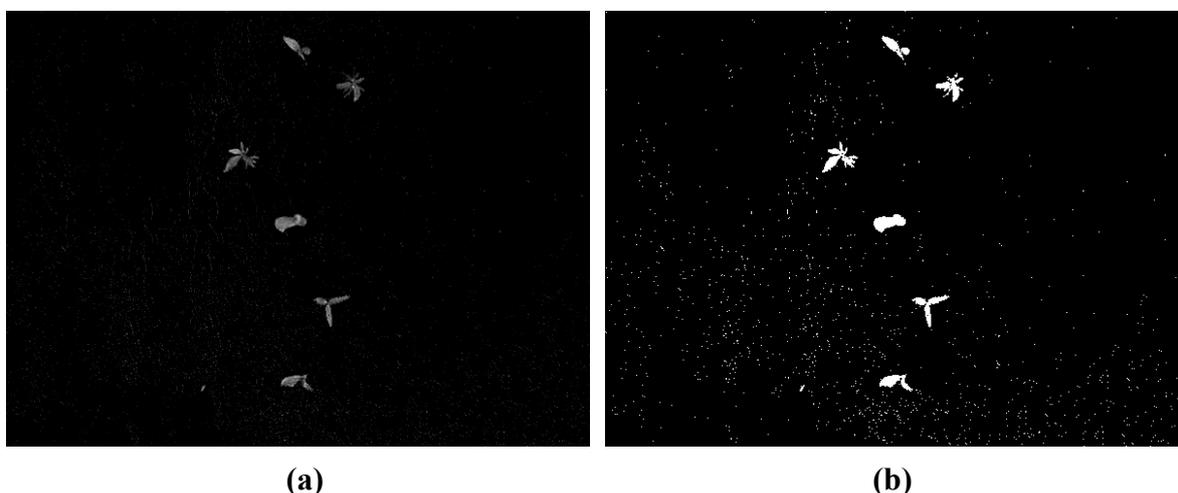


图 3-4 迭代法阈值分割 (a) 2g - r - b 灰度图 (b) 二值图像

Figure 3-4. Iteration threshold (a) modified 2g - r - b index (b) binary image

3.2.3 Otsu 动态阈值分割

Otsu 动态阈值分割法又称最大类间方差法，通过求分割后两区域的最大方差来获取最佳分割阈值。Otsu 动态阈值法的设计思想是，假设图像中目标和背景的灰度分布具有一定的可分性，将图像中的所有像素分为目标和背景两类。从统计意义上讲，方差是表征数据分布不平衡性的统计量，类间方差小，表明属于同一类别的目标具有一致性；类间方差大，表明属于不同类别的目标具有不相似性。因此，选取使两类的类间达到最大方差比时的像素灰度值作为阈值，这个阈值确定的方法即为 Otsu 法^[51]。具体实现如下所示：

设图像的灰度级有 L 种，灰度值是 i 的像素数目为 n_i ，则图像的总的像素个数为：

$$N = \sum_{i=0}^{L-1} n_i, \quad \text{个灰度值出现的概率为 } P_i = \frac{n_i}{N}, \quad \text{很显然, } P_i \geq 0, \quad \sum_{i=0}^{L-1} P_i = 1。$$

设以灰度值 T 为阈值将图像分成两个区域，灰度级为 $1 \sim T$ 的所有像素构成区域 1（植

物), 灰度级为 $T+1 \sim L-1$ 的所有像素构成了区域 2 (背景), 两个区域出现的概率分别为:

$$P_1 = \sum_{i=0}^T P_i \quad P_2 = \sum_{i=T+1}^{L-1} P_i = 1 - P_1 \quad (3-12)$$

区域 1 和 2 两类灰度的平均值分别为:

$$w_1 = \sum_{i=0}^T iP_i / P_1, \quad w_2 = \sum_{i=T+1}^{L-1} iP_i / P_2 \quad (3-13)$$

整幅图像总灰度的平均值为:

$$w = P_1 w_1 + P_2 w_2 = \sum_{i=0}^{L-1} iP_i \quad (3-14)$$

计算 1 和 2 两区域之间的类间方差:

$$\sigma^2 = P_1(w_1 - w)^2 + P_2(w_2 - w)^2 \quad (3-15)$$

其中, $P_1, P_2, w_1, w_2, w, \sigma^2$ 都是关于 T 的函数。

为了获得最优阈值, Otsu 把两个区域的类间方差作为判别标准, σ^2 是关于 T 的函数, T 的值是在灰度范围之间变化的, 不同的取值 T , 类间方差 σ^2 也就不同。所以, 在 T 从 $0, \dots, L-1$ 之间变化时, 计算 σ^2 , 当 σ^2 的值取得最大时, T' 即为所求的最佳阈值。

$$T' = \underset{0 \leq T \leq L-1}{\text{Arg Max}} [P_1(w_1 - w)^2 + P_2(w_2 - w)^2] \quad (3-16)$$

图 3-5 所示为作物/杂草灰度图像 Otsu 动态阈值分割图 (二值图)。

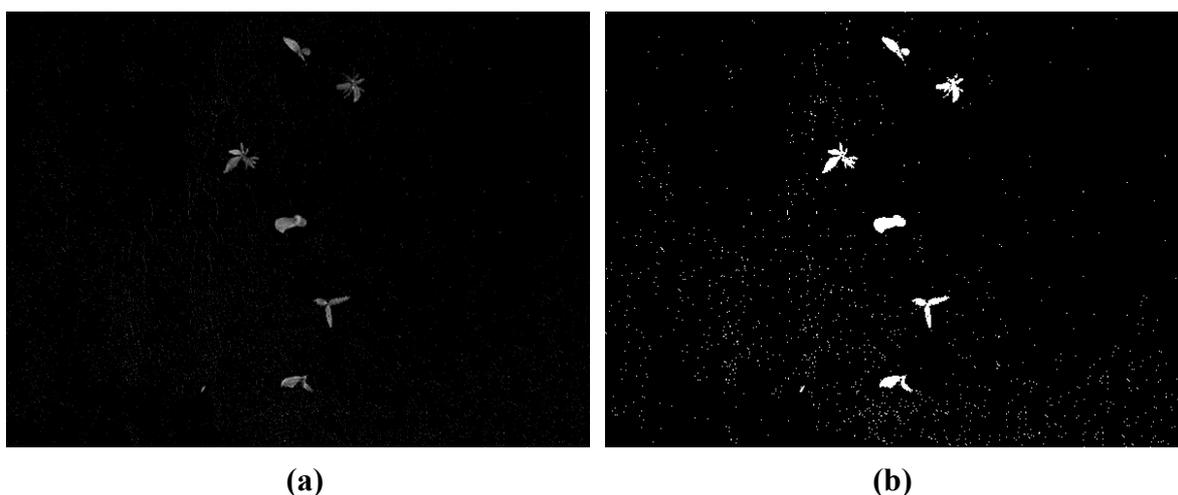


图 3-5 Otsu 阈值分割 (a) 2g - r - b 灰度图 (b) 二值图像

Figure 3-5. Otsu threshold (a) modified 2g - r - b index (b) binary image

从图 3-4 和 3-5 可以看出, Otsu 动态阈值分割方法与迭代法阈值分割效果相当, 但通过大量图片实验发现, Otsu 动态阈值法进行二值化的图像基本保持了植物区域的面积形状和轮廓, 相比较迭代法阈值分割, 其稳定性及鲁棒性更好, 成功率高且速度快。因此, 本课题选用 Otsu 动态阈值法为自动阈值分割算法。

3.3 二值图像后处理与去噪

彩色图像在拍摄过程中，由于曝光的不均匀、图像采集设备本身固有的噪声以及阈值分割的不完全等因素的影响，二值化后的图像会产生噪点，这些噪点随机的分布在图像的背景区域，这些噪点会影响后续的图像处理，因此需要通过滤波的方式进行去除。常用的噪声滤波方法有中值滤波法和面积滤波算法等。

3.3.1 中值滤波处理

中值滤波是一种局部平滑技术，属于非线性滤波。由于其在实际运算过程中并不需要图像的统计特性，所以使用比较方便。中值滤波方法是将每一个像素点的灰度值设置为该点某邻域窗口内的所有像素点灰度值的中值。其滤除噪声是基于下述思想：噪声信号通常是以孤立的形式出现的，噪声较少的情况下，这些点对应的像素也就较少，而图像则是由像素点较多，由面积较大的面积块构成的。中值滤波既能有效地衰减噪声，又能使得边缘少受影响。因此中值滤波法对消除椒盐噪声非常有效，在图像处理技术中，常用来保护边缘信息，是经典的平滑噪声的方法^[52]。

中值滤波的基本原理是把数字图像或数字序列中一点的值用该点的一个邻域中各点值的中值代替，让周围的像素值接近该真实值，从而消除孤立的噪声点。具体方法是用某种结构的二维滑动模板，将板内像素按照像素值的大小进行排序，生成单调上升（或下降）的二维数据序列。二维中值滤波输出为：

$$g(x, y) = \text{med}\{f(x-k, y-l), (k, l \in w)\} \quad (3-17)$$

其中 $f(x, y)$ ， $g(x, y)$ 分别为原始图像和处理后图像， w 为二维模板。

利用中值滤波进行作物/杂草二值图像去噪处理的效果如图 3-6 所示。



图 3-6 中值滤波去噪处理 (a) 二值图像 (b) 中值滤波图像

Figure 3-6. Noise elimination by median filter (a) binary image (b) image after median filtering

3.3.2 面积滤波算法

由于图像背景中存在与超绿特征相似的干扰物，其在二值图像中形成离散小区域。根

据试验发现该小区域面积一般小于 20 像素。所以，只要去除面积小于 20 像素的对象，就可以消除非植物区域的干扰点块，从而起到二值图像去噪滤波效果。

采用面积滤波算法滤除噪声区，具体步骤为：采用八邻域标记算法进行连通区域标记。计算各个连通区域的面积值，若面积值小于预设阈值（面积阈值由实验得到），那么从标记的区域中滤除该区域。保存滤波后的标记植物区域及其二值化图像。图 3-7 所示为面积滤波算法去除噪声处理效果。



图 3-7 面积滤波去噪处理 (a) 二值图像 (b) 面积滤波图像

Figure 3-7. Noise elimination by area filter (a) binary image (b) image after area filtering

对比图 3-6(b)和 3-7(b)可以看出，面积滤波算法成功滤除了所有噪声点，滤波之后的二值图像叶片形状完整，细节特征清晰。而中值滤波图像未能滤除全部噪声点，对于面积相对较大的噪声点，中值滤波后，该噪声点仍然存在。且经过中值滤波处理后图像的细节特征和叶片轮廓略有变化，不利于后续的处理。因此，本课题选用面积滤波算法去除二值图像中的噪声信息。图 3-8 为双目立体图像作物/杂草背景分割流程图，如图所示包括图像采集、图像灰度化、阈值分割和图像去噪等处理步骤。

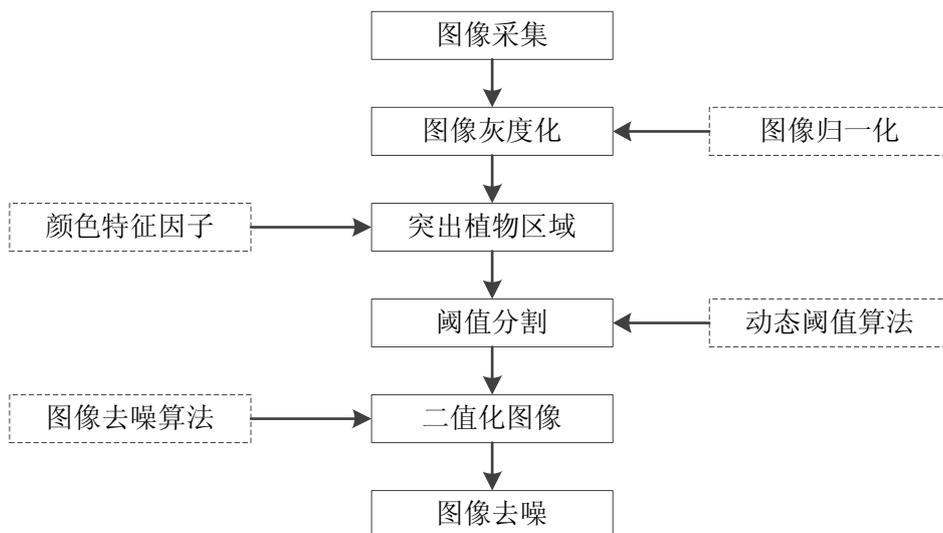


图 3-8 作物/杂草图像背景分割流程图

Figure 3-8. Flowchart of the image processing for vegetation segmentation.

3.4 本章小结

本章首先介绍了图像灰度化常用的颜色因子，作物/杂草呈现为绿色，而土壤通常为黄褐色，因此可以通过分析图像中颜色特征参数对图像背景进行分割。根据采集图像中的作物/杂草和土壤背景感兴趣区域(Area of Interest)在 RGB 空间中的 R、G、B、超绿特征和标准差特征信息以及 HSI 空间中的 H 通道的颜色特征绘制像素直方图进行统计分析。研究表明，超绿特征分量的绿色植物与背景像素分布间隔最大，识别植物的效果最为突出。

另外，通过对 RGB 颜色空间进行归一化处理，提高了图像处理算法的鲁棒性。为进一步提高超绿特征因子图像背景分割的效果，减少灰度化图像噪声点数目，将超绿特征进行了修正。对于阈值分割与去噪处理，Otsu 动态阈值法进行二值化的图像基本保持了植物区域的面积形状和轮廓，相比较迭代法阈值分割，其稳定性及鲁棒性更好，成功率高且速度快。二值化后的图像会包含一些噪点信息，这些噪点随机的分布在图像的背景区域，从而影响后续的图像处理，因此需要通过滤波的方式进行去除。

经过试验，中值滤波图像未能滤除全部噪声点，对于面积相对较大的噪声点，中值滤波后，该噪声点仍然存在，且经过中值滤波处理后图像的细节特征和叶片轮廓略有变化，而面积滤波算法则成功滤除了二值图像中的所有噪声点且滤波之后的叶片形状完整，细节特征清晰。

第4章 基于边缘特征的立体匹配算法研究

4.1 立体匹配方法及实现

双目视觉是建立在对应点的视差基础之上,根据对所选特征的计算,建立特征间的对应关系,将同一个空间物理点在不同图像中的映像点对应起来,并由此得到相应的视差图像。因此左右图像中各点的匹配关系是双目视觉技术的一个及其重要的问题,也是立体视觉技术中最困难的一步。

当空间三维场景被投影为二维图像时,同一景物在不同视点下的图像会有很大的不同,而且场景中的诸多因素,如光照条件、景物几何形状和物理特性、噪声干扰和畸变以及摄像机特性等,都被综合成单一图像中的灰度值。因此,要准确地对包含了如此之多不利因素的图像进行无歧义的匹配,显然是十分困难的。对于任何一种立体匹配方法,其有效性有赖于三个问题的解决,即选择正确的匹配特征,寻找特征之间的本质属性及建立能正确匹配所选特征的稳定算法。

4.1.1 立体匹配算法

根据匹配基元的不同,立体匹配可分为基于区域相关(Area-based)的匹配、基于特征(Feature-based)的匹配和基于相位(Phase-based)的匹配三大类。这三类算法因匹配基元的不同,它们判断对应点匹配的理论依据也有所不同,同时匹配基元的稳定性、致密性和歧义性程度直接决定了各类算法的基本特性^[53]。

(1) 基于区域的匹配算法

基于区域的立体匹配算法以区域相似性测度作为匹配基元,其基本原理是在其中一幅图像中选取一子窗口图像,然后在另一幅图像中的一个区域内,根据某种匹配准则,寻找与子窗口图像最为相似的子图像。把该找到的区域中心认为是原来那区域中心的对应点。区域匹配的优点是可以直接获得致密的深度图。但其算法计算量大,且对噪声敏感。大多数区域匹配系统都遇到以下限制:区域匹配要求在每个相关窗口中都存在可探测的纹理特征,对于较弱特征和存在重复特征的情况,匹配容易失败;如果相关窗口中存在表面不连续特征,匹配容易混淆;区域匹配对绝对光强,对比度和照明条件敏感;区域匹配不适合深度变化剧烈的场合。因此,区域匹配系统往往需要人为介入知道正确匹配。

(2) 基于特征的匹配算法

特征匹配是基于抽象的几何特征如边缘轮廓、拐点、几何基元的形状及参数化的几何模型等,而不是基于简单的图像纹理信息进行相似度的比较,因此其对于明显的光照的变化效果相对稳定。由于几何特征本身的稀疏性和不连续性,因此特征匹配方式只能获得稀疏的深度图,需要各种内插方法才能最后完成整幅深度图的提取工作。特征匹配方式需要对两幅图像进行特征提取,相应地会增加计算量。特征匹配具有如下特点:因为参与匹配的点(或特征)少于区域匹配所需要的点,因此速度较快;因为几何特征提取可达到“子像素”级精度,因此特征匹配精度较高;因为匹配元素为物体的几何特征,因此特征匹配对照明变化不敏感^[54]。

(3) 基于相位的匹配算法

相位匹配算法是将灰度图像变换成傅里叶相位图像，然后根据相位差来提取深度信息。其是在假设两幅图像中对应点的局部相位相等的条件下，对带通滤波信号的相位信息进行处理而得到视差图。提取傅里叶相位可以认为是对两幅视图中灰度变化影响的一种局部削弱。从算法上来说，基于相位的方法实际上是根据左、右傅里叶相位图像差异的一种基于梯度的光学流方法。相位匹配对图像的高频噪声有很好的抑制作用，同时对几何畸变和辐射畸变有很好的抑制作用，能获得亚像素级的致密视差^[55]。

4.1.2 匹配基本约束

由于从三维世界向二维影像投影的过程中丧失了大量信息且受到噪声，光照变化和透视畸变等因素的影响，空间一点投影到两个摄像机的图像平面上形成的对应点的特性可能不同，在一幅图像中的一个特征点在另一幅图像中可能有好几个相似的特征点，因此，视觉系统必须依赖约束条件才能获得确定的解。匹配准则是根据所选匹配基元将现实物理世界的某些固有属性表示成匹配所必须遵循的若干规则，用以提高系统的去歧义匹配能力和计算效率。常用的匹配基本约束准则有如下五种：

(1) 极线约束：在此约束下，匹配点一定位于两幅图像中相应的极线上。该约束把匹配问题从二维降到一维，极大地降低了候选匹配点的数量。

(2) 唯一性约束：两幅图像中的对应的匹配点应该有且只有一个。因此，图像中的每个匹配基元只有一个视差值且匹配结果是一一对应和可逆的。

(3) 视差连续性约束：物体表面上各点在图像上的投影是连续的，其视差也应该是连续的。因此，除了遮挡区域和视差不连续区域外，视差的变化应是平滑的。

(4) 相容性约束：空间物体的一点在两幅图像上的投影在某些物体度量上（如灰度、灰度梯度变化或几何形状上等）具有相似性^[56]。

(5) 顺序一致性约束：位于一幅图像上的极线上的系列点，在另一幅图像中的极线上具有相同的顺序。

4.1.3 相似性度量因子

相似性度量是衡量两幅图像中对应点之间的相似程度和为求取对应点时提供的度量标准。对于大多数立体匹配算法而言，相似性度量实质上是匹配代价值的函数。相似性度量的选择对立体匹配的效果有很大影响，常用的相似性度量因子有如下几种^[57]：

(1) 像素灰度差绝对值和 (SAD, Sum of Absolute Differences)

$$SAD_{m,n,d} = \sum_{(u,v) \in \Omega} |f(u,v) - g(u-d,v)| \quad (4-1)$$

(2) 像素灰度差平方和 (SSD, Sum of Squared Differences)

$$SSD_{m,n,d} = \sum_{(u,v) \in \Omega} (f(u,v) - g(u-d,v))^2 \quad (4-2)$$

(3) 零均值归一化交叉相关 (ZNCC, Zero Mean Normalized Cross Correlation)

$$ZNCC_{m,n,d} = \text{Corr}_{(u,v) \in \Omega} ((f(u,v) - \bar{f}), (g(u-d,v) - \bar{g})) \quad (4-3)$$

(4) 零均值像素灰度差平方和 (ZSSD, Zero Mean Sum of Squared Differences)

$$ZSSD_{m,n,d} = \sum_{(u,v) \in \Omega} ((f(u,v) - \bar{f}) - (g(u-d,v) - \bar{g}))^2 \quad (4-4)$$

式中，左图像为基准图，右图像为待匹配图， $f(u, v)$ 为基准图中像素点的灰度值， d 是右图像（待匹配图 g ）外基线上移动的距离， (u, v) 是以待计算像素 (m, n) 为中心的匹配窗口 W 内的像素坐标。

在以上相似性度量因子中，像素灰度差绝对值和(SAD)度量因子容易受光照影响，但本文的方案是对分割的作物/杂草图像进行立体匹配，且归一化的超绿特征对光照变化具有较好的鲁棒性，另外 SAD 度量因子稳定性好，精度高，匹配速度快。因此，本文选用 SAD 算法因子作为立体匹配的相似性度量因子。

4.1.4 作物/杂草原图立体匹配

图 4-1 所示为常规立体图像匹配视差图，从图中可以看出，对原始立体图像直接进行立体匹配，不仅需要对绿色植物目标进行匹配，还需对土壤背景进行立体匹配操作。土壤背景对立体匹配的结果影响较大，视差图中包含强烈的噪声信息，且绿色植物（作物/杂草）在视差图像中严重变形，杂草的形状与轮廓已完全被土壤背景淹没，无法提供足够的高度信息来进行玉米作物与杂草的识别。图 4-1(d)所示为原图立体匹配视差图高度阈值分割，分割图中虽然只剩玉米作物，但玉米作物的形状轮廓肥大变形，且分割后的二值图中布满噪声点。

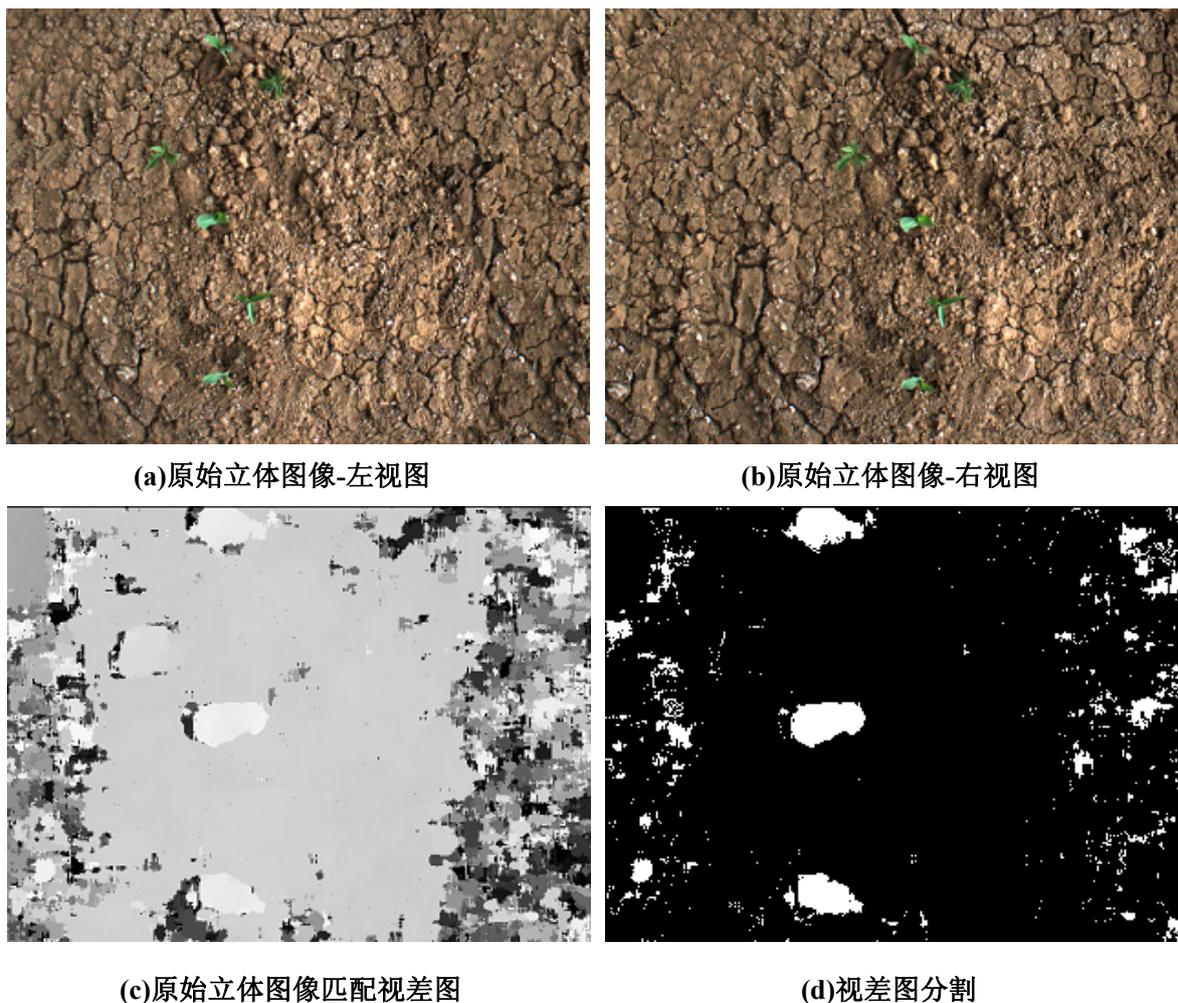


图 4-1 原始图像立体匹配

Figure 4-1. Disparity image created from the raw stereo images.

基于原始立体图像直接立体匹配，对已知距离的土壤背景进行重复计算视差值，大大增加立体匹配时间，且土壤背景在视差图中产生了大量的噪声区域，视差图中所提供的高度信息不足以用来实现杂草识别和精确除草。为此，本课题利用精确除草的特殊性，提出了新的杂草识别立体匹配策略，以提高立体匹配的效果，降低立体匹配计算量，提高行内杂草识别的实时性。

4.2 杂草识别匹配策略

立体匹配是获取高度信息中最关键、也是最耗时的步骤。本课题利用除草机器人精确除草的特殊性，只对从土壤背景中识别出的绿色目标边缘进行立体匹配，而忽略掉与摄像机距离已知的土壤部分，继而通过线性像素插值运算，获取绿色植物区域的视差图像，从而大大减少了立体匹配的运算量，显著提高图像处理速度，使得未来应用的实时性得到明显改善。

除此之外，本课题还通过设置最小视差和最大视差来限制极线上匹配点的搜索长度以减少搜索的视差个数，从而缩减视差搜索范围和视差值计算的时间。顺序约束条件和匹配位置、方向限制也作为匹配准则应用于立体匹配中，提高了立体匹配速度和精度（图 4-2 所示）。具体如下所述：

- 对边缘立体图像进行匹配，视差计算只针对边缘像素点。将原始立体图像进行背景分割，之后提取出绿色植物的边缘特征，对图像中植物的边缘像素点进行匹配，免去土壤对应像素点的立体匹配运算。

- 由于双目摄像机对镜头畸变和偏移进行了预标定，图像中的每一行就是一条极线，右图像上的匹配位置一定在左图像的同一行上（即具有同样的 y 坐标）。因此，对左图像上的每个特征而言，搜索右图像中的对应行即可找到最佳匹配。

- 设置最小视差和最大视差，以提高匹配精度减少歧义匹配。双目摄像机距离地面 600mm，因此立体视觉系统需要检测的最长距离为 600mm，2~3 叶苗期植株高度为 50mm~150mm，所以系统检测的最短距离为 450mm。600mm 和 450mm 相对应的视差值分别为 49 像素(d_{\min})和 65 像素(d_{\max})。

- 立体匹配搜索从 d_{\min} 开始，在视差范围内从左向右沿着极线（水平行线）顺序搜索。

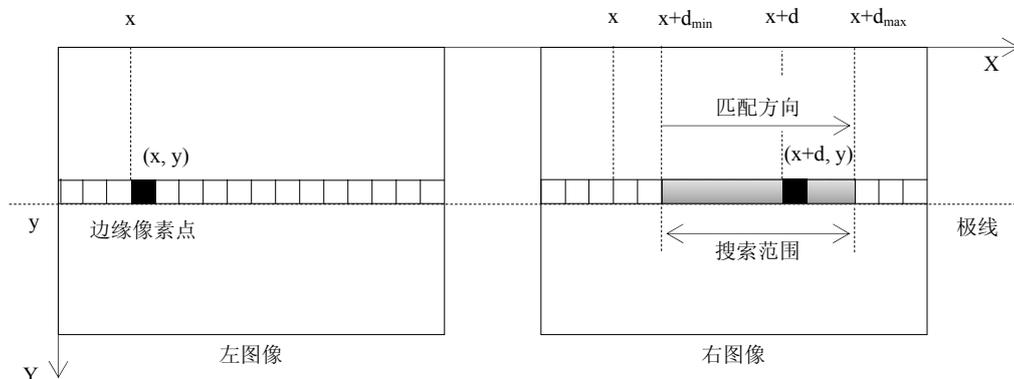


图 4-2 杂草识别匹配策略示意图

Figure 4-2. Illustration of correspondence search in stereo images.

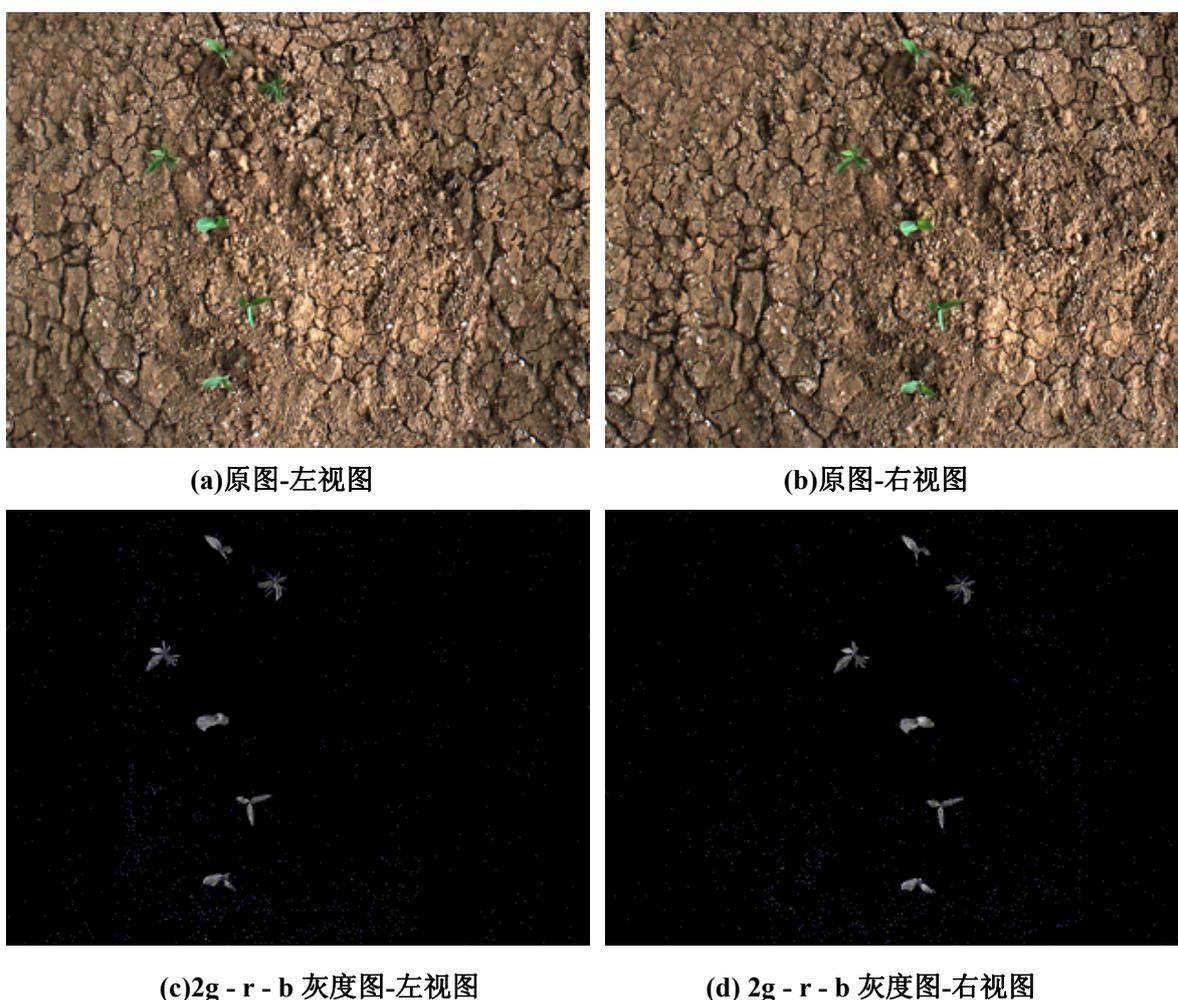
4.3 边缘特征立体匹配

图像边缘是立体匹配中应用最广泛的特征基元之一,其能够体现图像中景物形状轮廓信息,大大减少所要处理的信息量。该方法以左右图像边缘点为特征点来完成立体图像对的匹配,由匹配得到的视差来实现边缘深度的恢复,再通过对非边缘点进行插值处理^[58]。

特征匹配对光照和几何畸变具有很好的鲁棒性。本课题根据杂草识别的特殊性,提出了一种基于背景分割图像中植物区域边缘特征的立体匹配算法。该算法首先通过修正的超绿特征($ExG = 2g - r - b$)对左右作物/杂草彩色图像分别进行二值化处理,得到背景为黑色、作物和杂草为白色得分割二值图像,从而将绿色目标(作物和杂草)与土壤背景相分割。在此之后,采用 Canny 检测算子提取二值图像中绿色植物的边缘特征,得到边缘立体图像,对边缘立体图像进行立体匹配。视差计算只针对边缘像素点,免去土壤对应像素点的立体匹配运算,此算法相比较直接对原始立体图像进行匹配,提高了图像处理的实时性和立体匹配精度。

4.3.1 图像背景分割

立体图像的背景分割包括左右彩色图像灰度化,阈值分割(二值化处理)和图像去噪。本课题采用修正的超绿特征因子灰度化立体视觉彩色图像,继而采用 Otsu 动态阈值分割方法对灰度化后立体图像进行二值化处理,最后采用面积滤波算法滤除二值图像中的噪声点,获取只包含绿色植物的二值立体图像。具体图像处理步骤如图 4-3 所示。



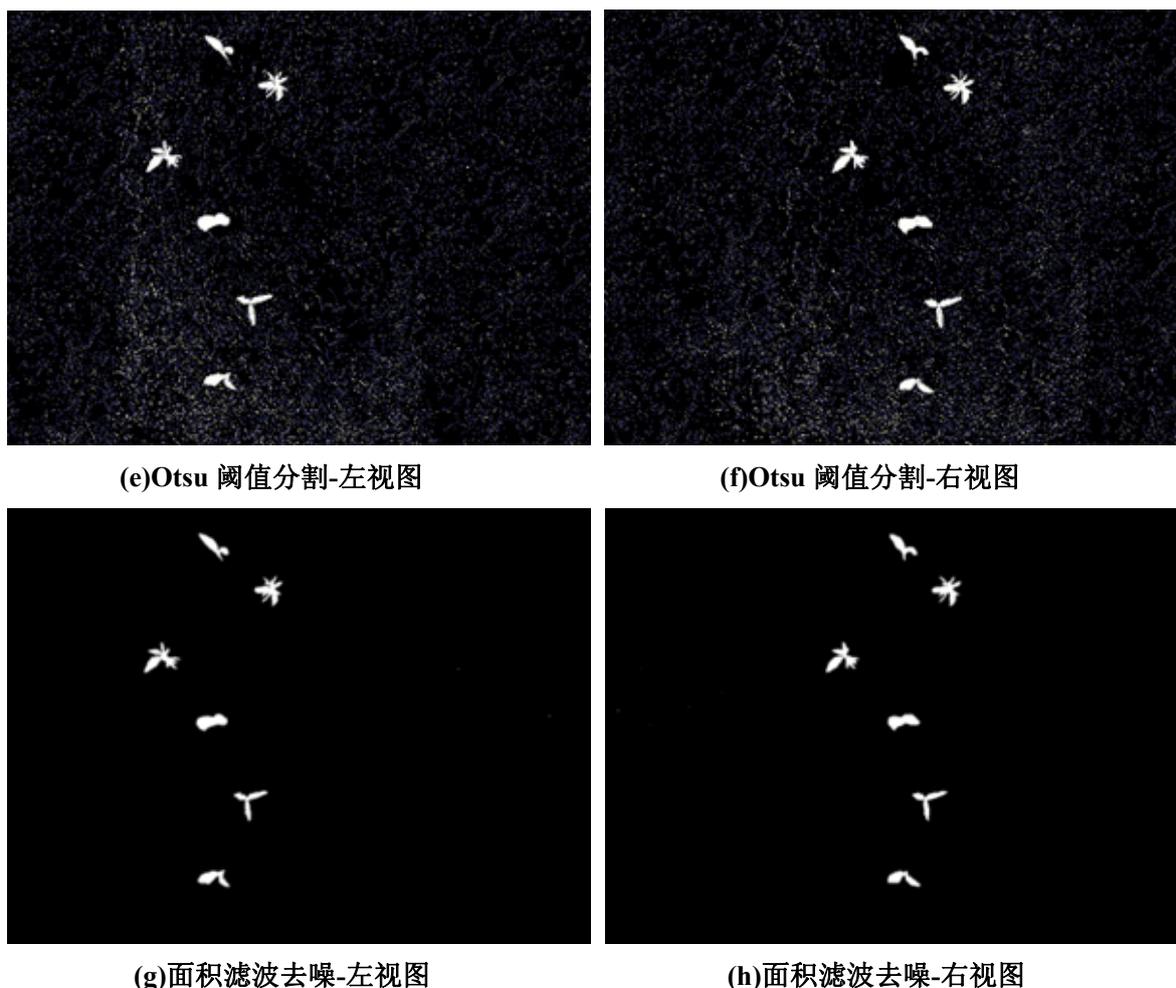


图 4-3 作物/杂草立体图像背景分割

Figure 4-3. Background segmentation of stereo images.

从图 4-2 可以看出,修正的归一化超绿特征较好的突出了作物/杂草区域,在其灰度图中绿色植物与土壤背景的对比度较高。采用 Otsu 动态阈值法进行二值化的图像基本保持了植物区域的面积形状和轮廓。最后面积滤波算法成功滤除了所有噪声点,滤波之后的二值图像叶片形状完整,细节特征清晰。有利于后续的边缘特征提取和立体匹配操作。

4.3.2 图像边缘检测

边缘是指图像中像素灰度有阶跃变化或屋顶状变化的像素集合。在图像的边缘,亮度将发生急剧变化,可以借助于微分运算检测边缘。其是赋给单个像素的性质,用图像函数在该像素一个邻域处的特性来计算。边缘是一个具有幅值(magnitude)和方向(direction)的矢量(vector variable)。两个具有不同灰度值的相邻区域之间总存在边缘,这对图像识别和分析作用显著。边缘能勾画出目标物体轮廓,是观察者一目了然,包含了丰富的信息(如方向、阶跃性质和形状等),是图像识别中抽取的重要属性。

常用的边缘检测算子主要有罗伯特(Robert)算子、索伯尔(Soble)算子、普鲁伊特(Prewitt)算子、拉普拉斯-高斯 LOG(Laplacian of Gauss)算子和坎尼(Canny)算子等。

(1) Robert 边缘算子

Roberts 边缘检测算子是一种利用局部差分算子寻找边缘的算子。它由下式给出:

$$g(x, y) = \left\{ \left[\sqrt{f(x, y)} - \sqrt{f(x+1, y+1)} \right]^2 + \left[\sqrt{f(x, y)} - \sqrt{f(x+1, y+1)} \right]^2 \right\}^{1/2} \quad (4-5)$$

其中 $f(x, y)$ 是具有整数像素坐标的输入图像，平方根运算使该处理类似于在人类视觉系统中发生的过程。

(2) Sobel 边缘算子

式 4-6 所示的两个卷积核形成了 Sobel 边缘算子，图像中的每个点都用这两个核做卷积，一个核对通常的垂直边缘响应最大，而另一个对水平边缘响应最大。两个卷积的最大值作为该点的输出位。运算结果是一幅边缘幅度图像。

$$\begin{pmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix} \quad \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (4-6)$$

(3) Prewitt 边缘算子

式 4-7 所示的两个卷积核形成了 Prewitt 边缘算子。和使用 Sobel 算子的方法一样，图像中的每个点都用这两个核进行卷积，取最大值作为输出。Prewitt 算子也产生一幅边缘幅度图像。

$$\begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \quad \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{pmatrix} \quad (4-7)$$

(4) LOG 边缘算子

Gauss 滤波器与拉普拉斯边缘检测结合形成 LOG (Laplacian of Gauss) 算法，即对图像先用 Gauss 函数进行平滑，然后再用拉普拉斯算子进行边缘检测。这就是 Laplace-Gauss 算法。它使用一个墨西哥草帽函数

$$LOG(x, y) = \left(\frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2} \right) \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) = -\frac{1}{2\pi\sigma^4} \left[2 - \frac{x^2 + y^2}{\sigma^2} \right] \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4-8)$$

作为滤波器。通常使用 LOG 算子是一个 5×5 的模板，即

$$LOG = \begin{pmatrix} -2 & -4 & -4 & -4 & -2 \\ -4 & 0 & 8 & 0 & -4 \\ -4 & 8 & 24 & 8 & -4 \\ -4 & 0 & 8 & 0 & -4 \\ -2 & -4 & -4 & -4 & -2 \end{pmatrix} \quad (4-9)$$

其既平滑了图像又降低了噪声。因为平滑会导致边缘的扩展，所以在边缘检测时，仅考虑具有局部梯度最大值的点为边缘点。可以通过拉普拉斯算子将边缘点转换成零交叉点，通过零交叉点的检测来实现边缘检测。所谓零交叉点是指一条连续曲线 $C=f(p)$, $p=(x, y)$ ，当存在两点 p_1 和 p_2 ，使 $f(p_1)<0$, $f(p_2)>0$ ，则在曲线 C 上介于 p_1 和 p_2 之间必定存在一点 p_0 满足 $f(p_0)=0$ 。这个点 p_0 就是零交叉点。如果将图像 $f(m, n)$ 看做曲面，在其上并不存在曲线。对于 5×5 模板 LOG，设除去处于图像边界的 2 行 2 列外，各点经过 LOG 卷积核计算所得的值为

$$LOG[m][n](m = 2, 3, \dots, iw - 3; n = 2, 3, \dots, ih - 3) \quad (4-10)$$

其中，iw 和 ih 分别是图像的宽高。为简单起见，仅仅将满足

$$LOG[m][n-1] \cdot LOG[m][n+1] < 0 \text{ 或 } LOG[m-1][n] \cdot LOG[m+1][n] < 0 \quad (4-11)$$

的点 $f(m, n)$ 判定为零交叉点。

以左摄像机采集的玉米/杂草图像为例，分别利用罗伯特(Robert)算子、索伯尔(Soble)算子、普鲁伊特(Prewitt)算子、和拉普拉斯-高斯 LOG(Laplacian of Gauss)算子进行边缘检测的效果如 4-4 所示。

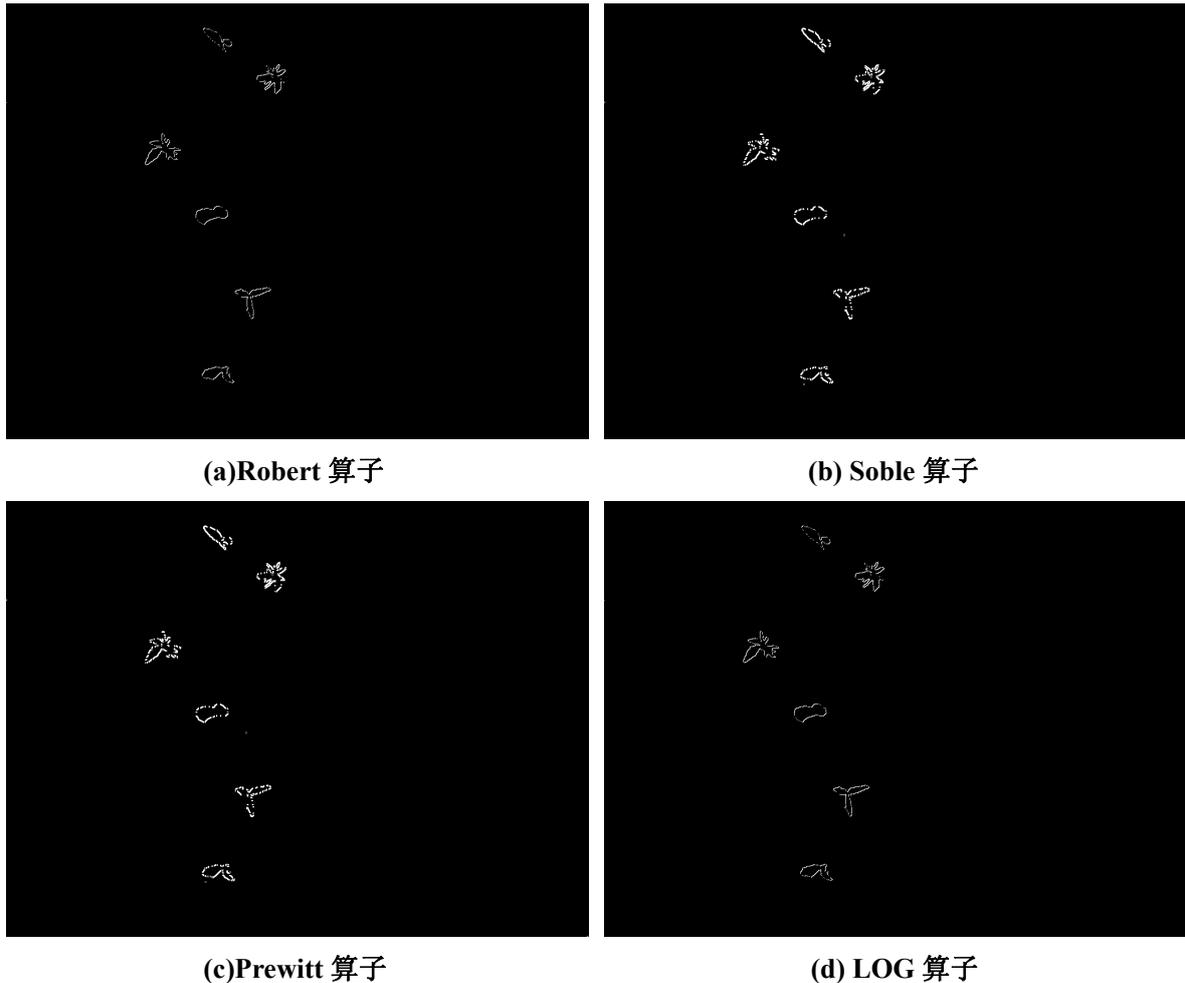


图 4-4 图像边缘检测比较

Figure 4-4. Comparison of edge detection.

从检测结果可以看出，Roberts 边缘算子、Soble 边缘算子和 Prewitt 边缘算子检测的边缘不连续，且边缘轮廓不完整。LOG 算子检测的边缘是连续的，但其中包含伪边缘。由于本课题的立体匹配是基于边缘特征，边缘检测的精度对后续的立体匹配有很大影响，故而上述四个边缘检测算子皆不适合下一步的边缘点匹配。

(5) Canny 边缘算子

边缘检测必须满足两个要求：能够抑制噪声效应；尽量精确地确定边缘位置。抑制噪声和边缘精确定位是矛盾的。边缘检测算法通过图像平滑算子去除了噪声，同时也增加了边缘定位的不确定性；反之，若提高边缘检测算子对边缘的敏感性，则同时提高其对噪声

的敏感性^[59]。Canny 算子可以在抗噪声干扰和精确定位之间选择一个最佳折衷方案，其是对信噪比与定位之乘积的最优化逼近。因此本课题选择 Canny 算子提取边缘信息。

Canny 边缘检测基本原理根据对信噪比与定位乘积进行测度，得到最优化逼近算子。其具体实现如下所述：

取 Gaussian 函数为

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4-12)$$

其梯度矢量为

$$\nabla G = \begin{bmatrix} \frac{\partial G}{\partial x} \\ \frac{\partial G}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (4-13)$$

用分解的方法提高速度，把 ∇G 的二维滤波卷积模板分解为两个一维的行列滤波器，即

$$\frac{\partial G(x, y)}{\partial x} = kxe^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} e^{-\frac{y^2}{2\sigma^2}} = h_1(x)h_2(y) \quad (4-14)$$

$$\frac{\partial G(x, y)}{\partial y} = kye^{-\frac{y^2}{2\sigma^2}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} = h_1(y)h_2(x) \quad (4-15)$$

式中

$$h_1(x) = \sqrt{k}xe^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}, \quad h_2(y) = \sqrt{k}e^{-\frac{y^2}{2\sigma^2}} \quad (4-16)$$

$$h_1(y) = \sqrt{k}ye^{-\frac{y^2}{2\sigma^2}}, \quad h_2(x) = \sqrt{k}e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \quad (4-17)$$

可见

$$h_1(x) = xh_2(x), \quad h_1(y) = yh_2(y)$$

然后，把这两个模板分别与 $f(x, y)$ 进行卷积，得到

$$E_x = \frac{\partial G(x, y)}{\partial x} * f; \quad E_y = \frac{\partial G(x, y)}{\partial y} * f \quad (4-18)$$

令

$$A(i, j) = \sqrt{E_x^2 + E_y^2}, \quad a(i, j) = \arctan \frac{E_y(i, j)}{E_x(i, j)} \quad (4-19)$$

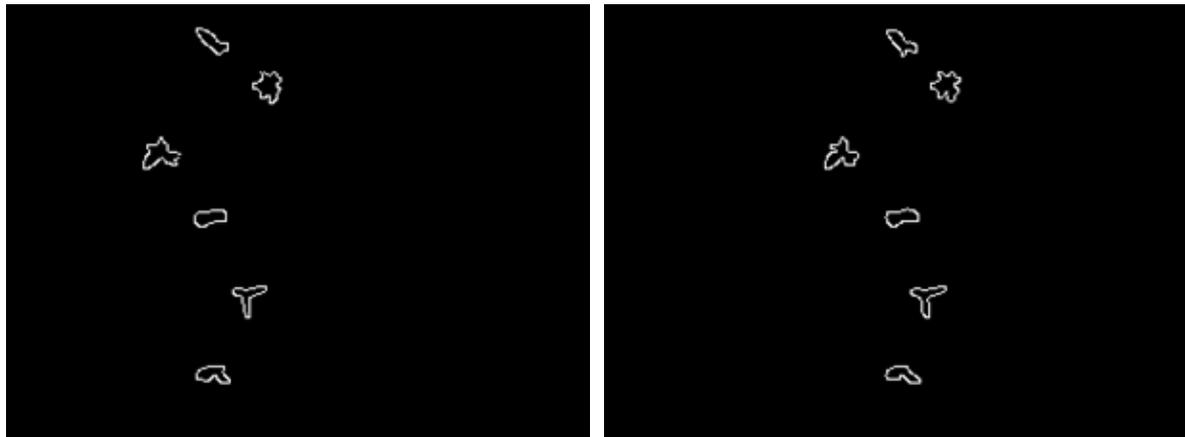
则 $A(i, j)$ 反映边缘强度， $a(i, j)$ 为垂直于边缘的方向。

判断一个像素是否为边缘点的条件如下。

- (1) 像素 (i, j) 的边缘强度大于沿梯度方向的两个相邻像素的边缘强度。
- (2) 与该像素梯度方向上相邻两点的方向差小于 45° 。
- (3) 以该像素为中心的 3×3 邻域中的边缘强度的极大值小于某个阈值。

图 4-5 所示为利用 Canny 边缘检测算子提取二值图 4-3(g)和(h)中的植物区域边缘特征

结果。从结果看出，Canny 边缘检测算子成功的提取出立体图像对中绿色植物（杂草/作物）的边缘，边缘轮廓完整且清晰，非常有利于后续基于边缘特征的立体匹配。



(a)Canny 边缘检测-左视图

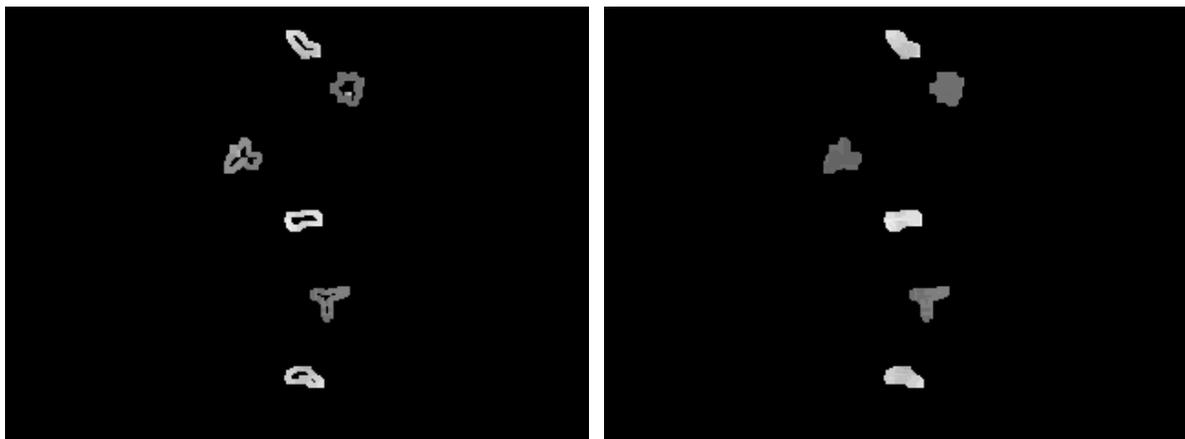
(b) Canny 边缘检测-右视图

图 4-5 边缘立体图像-Canny 算子边缘提取

Figure 4-5. Edged stereo images-edge detetion using Canny operate.

4.3.3 边缘特征匹配

边缘特征提取之后，将边缘特征作为匹配基元，以左右图像边缘点为特征点来完成立体图像对的匹配，由匹配得到的视差来实现边缘深度的恢复，再通过对非边缘点进行插值处理，从而获取绿色植物区域完整的视差图。匹配过程中采用杂草识别匹配策略，即视差计算只针对边缘像素点，另外立体匹配搜索从 d_{\min} (49 像素, 600mm)开始，在视差范围内沿着极线（水平行线）顺序搜索，直至到最大视差点 d_{\max} (65 像素, 450mm)停止。边缘匹配视差图如图 4-6(a)所示。



(a)边缘匹配视差图

(b) 线性插值运算结果

图 4-6 边缘特征匹配

Figure 4-5. Disparity image created from the edged stereo images.

边缘视差图 4-6(a)是一幅单通道的灰度图，初始化为图像上的每一个像素点的灰度值都为 0，即全为黑。然后，以左图为参考图像，左图中有一点 $p_1=(x_1 \ y_1 \ 1)^T$ 为已匹配点，它的视差为 d_1 。左图中所有匹配点的最大视差为 d_{\max} ，最小视差为 d_{\min} ，则视差图中对应点，即 $p=(x_1 \ y_1 \ 1)^T$ 的灰度值为^[60]

$$I_p = 255 \times \frac{|d_1 - d_{\min}|}{|d_{\max} - d_{\min}|} \quad (4-20)$$

其中， I_p 为 p 点的灰度值。视差图中的灰度值代表其与摄像机的距离，从式 4-20 可以看出，越亮的像素点表明视差值越高，代表此像素点离摄像机越近。相反，越暗的像素点则视差值越小，其离摄像机距离也越远。

通过边缘特征匹配可以得到边缘部分的视差信息，要获取整个绿色植物区域的深度值则需要再对边缘视差图进行插值运算，以得到较完整的匹配结果。本课题采用的插值方法是直接线性插值。简单来说，设两个在同一行中的特征点 p_1 和 p_2 都是已匹配点，视差分别为 d_1 和 d_2 ，则在他们之间的点的视差将由 d_1 均匀地变化到 d_2 。也就是说将点 p_1 和 p_2 所对应的空间点 P_1 和 P_2 之间用直线连接起来。插值之后的视差图如图 4-6(b)所示。从视差图中可以明显看出作物区域的像素点灰度值较高，代表其高度较高。相反，杂草区域像素点灰度值较低，表示其高度较矮，距离摄像机距离较远。表 4-1 列出了图 4-5 边缘图像最上端一颗玉米植株匹配点的坐标。

表 4-1 左右图像边缘匹配点坐标

Table 4-1 Coordinates of correspondence pixels in edged stereo images.

序号	左图像上作物边缘特征点		右图像上共轭点	
	X 坐标	Y 坐标	X 坐标	Y 坐标
1	105	13	156	13
2	106	13	157	13
3	107	13	158	13
4	104	14	159	14
5	108	14	160	14
6	109	14	155	14
7	110	14	161	14
8	104	15	162	15
9	110	15	155	15
10	111	15	162	15
11	105	16	163	16
12	112	16	156	16
13	113	16	163	16
14	105	17	156	17
15	106	17	157	17
16	113	17	164	17
17	114	17	157	17
18	106	18	164	18
19	114	18	158	18
20	107	19	165	19
21	115	19	167	19

22	107	20	158	20
23	108	20	159	20
24	115	20	166	20
25	116	20	168	20
26	108	21	169	21
27	109	21	170	21
28	117	21	159	21
29	118	21	160	21
30	119	21	170	21
31	120	21	171	21
32	121	21	160	21
33	109	22	161	22
34	110	22	171	22
35	121	22	161	22
36	111	23	162	23
37	112	23	171	23
38	121	23	162	23
39	112	24	165	24
40	113	24	166	24
41	121	24	167	24
42	113	25	168	25
43	114	25	171	25
44	119	25	163	25
45	120	25	165	25
46	121	25	169	25
47	114	26	170	26
48	115	26	171	26
49	118	26	163	26
50	115	27	165	27
51	116	27	163	27
52	117	27	164	27

4.4 基于高度特征的杂草识别

对于 2~3 叶苗期玉米作物，田间杂草的高度远远低于作物的高度，此期间的杂草一般较矮且紧贴于土壤平面，因此利用高度特征即可对作物和杂草进行区分。通过对分割后的绿色植物目标（作物/杂草）边缘进行立体匹配，获取其高度信息，根据高度阈值进行对立体匹配之后的视差图像分割。将视差图像的每一个像素点进行逐点判断，高于一定阈值的像素点视为玉米作物，低于此阈值的像素点则被认为是杂草。图 4-7 所示为基于立体视觉高度特征的杂草识别流程图。

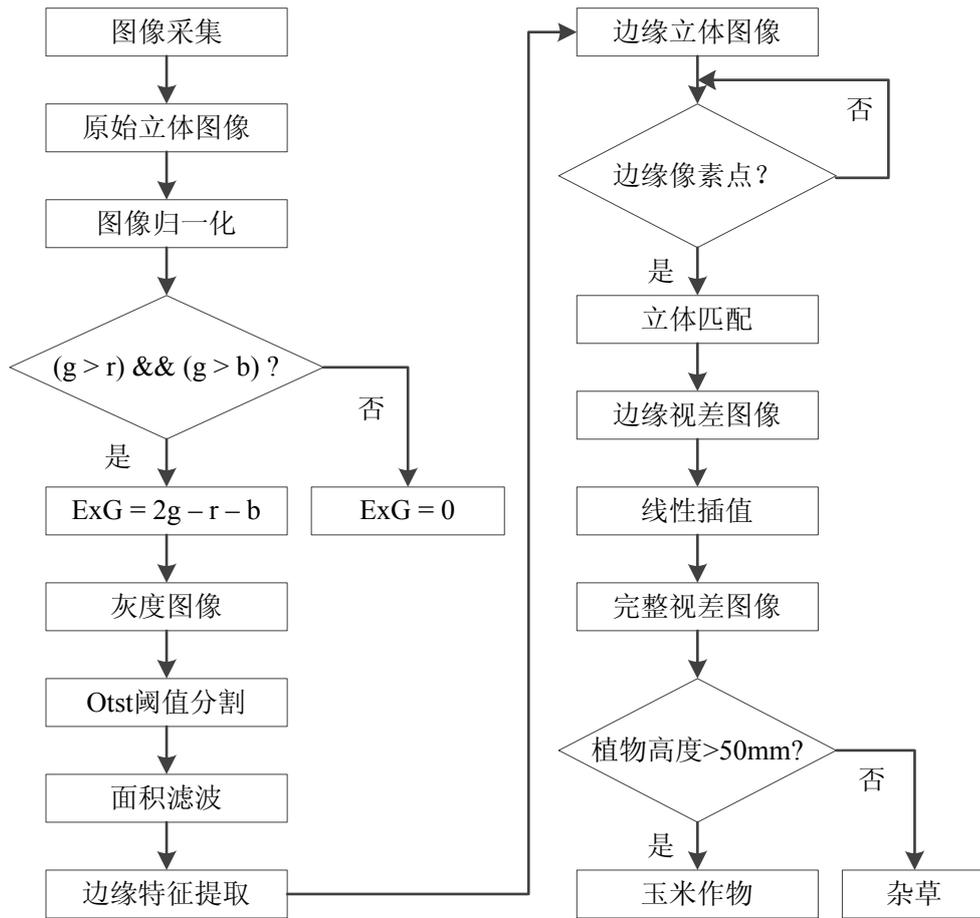


图 4-7 立体视觉杂草识别流程图

Figure 4-6. Flowchart of the overall image processing for the weed identification.

4.4.1 视差图像高度阈值分割

一般来说，2~3 叶苗期玉米作物的高度为 50mm~150mm，而此时田间杂草的高度则小于 50mm，因此可选取 50mm 为视差图像分割阈值。将如图 4-8(a)所示的立体匹配视差图像的各像素灰度值与预定高度的灰度阈值（50mm 对应灰度值）相比较后进行二值化处理，得到小于灰度阈值像素为黑色、大于灰度阈值像素为白色的截留二值图像。视差图像中高于 50mm 的像素点被认为是玉米作物，反之，低于 50mm 的像素点则被认为是杂草像素点。据此实现视差图像的高度分割，并区分出玉米作物与杂草。图 4-8 所示为视差图像高度阈值分割图。

图 4-8(b)所示为分割后的视差图，图中只剩下高度大于 50mm 的玉米作物，杂草由于高度较低，通过阈值分割操作被去除，由此通过立体视觉分析利用高度阈值分割区分出玉米作物和杂草。在杂草和作物同时存在的作物行内，作物之外的绿色目标就是杂草。因此，在作物行的行内，识别出作物就等价于识别出杂草。识别出作物就可以为后续的精确定除草提供依据。对于个别高度与作物相同或甚至高于作物的杂草，可以通过建立横向像素直方图，借助植株空间分布特征结合理论株距匹配对其进行识别，以有效保证杂草识别的精度。具体过程将在下一章节论述。

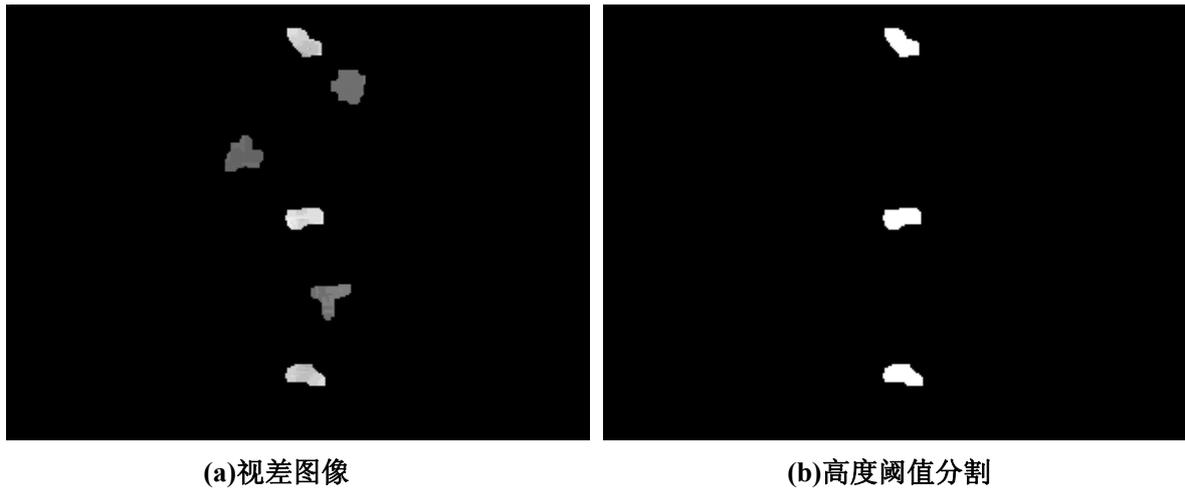


图 4-8 视差图像高度阈值分割

Figure 4-8. Disparity image segmentation based on height feature.

4.4.2 立体视觉精度分析

对于双目立体视觉测距需要进行精度分析,以判别其是否具有足够精度满足精确除草的要求。本课题搭建的双目立体视觉系统,摄像机距离地面 600mm,镜头与地面保持平行。拍摄目标位 2~3 叶苗期玉米作物和杂草,由于玉米作物的高度为 50mm~150mm,所以本课题中杂草识别立体系统需要测量的深度距离为 450~600mm,因此本课题对 400mm~600mm 范围内的立体视觉系统测距精度进行分析。在不改变焦距情况下,对玉米作物进行 5 次测量,测量值和实际值如表 4-2 所示。

表 4-2 立体视觉测量值与实际值对比

Table 4-2 Comparison of actual and stereo vision measured distances

实际值(mm)	测量值(mm)	误差值(mm)	相对误差率(%)
400	408	8	2.0
450	461	11	2.4
500	507	7	1.4
550	558	8	1.5
600	603	3	0.5

表 4-2 中的测量值是由双目摄像机拍摄模拟玉米作物,继而通过立体匹配生成视差图,通过视差值计算出玉米作物与摄像机的距离。实际值则是由摄像机与玉米作物摆放位置之间的距离测量得出,在试验中通过将摄像机与玉米作物的实际距离进行变化,变化范围从 400mm 至 600mm 进行取值。

从表 4-2 可以看出,立体视觉的测量值与实际值存在一定的误差,误差率可以通过测量值与实际值之间的差的绝对值除以实际值得到,其偏差值在 450mm 时最大,为 11mm,在 600mm 时误差值最小,只有 3mm,误差值的变化范围为 3~11mm。偏差产生的原因是多方面的,既包括摄像机硬件上的误差,也也包括立体匹配时的误差。其中,主要误差来源与图像分辨率的限制,本课题为提高图像处理的速度,因此选用了分辨率较低的图像。另外由于场景在两个镜头上的成像有轻微的差异,造成边缘检测是,左右图像上的边缘形

状不严格一致，最终导致立体匹配时误差的产生。立体视觉系统在 600mm 测量范围内的相对误差率在 2.5%以内。此精度值满足杂草识别与精确除草的要求。

4.5 边缘特征匹配与原图匹配比较

4.5.1 匹配效果对比

就匹配效果来说，基于分割后绿色植物边缘特征点的立体匹配结果远远优于直接对原始立体图像匹配的结果。这主要是由于左右视图中土壤背景相似度较高，在立体匹配时右图中对应左图匹配基元存在很多相似的待匹配点，由此造成匹配误差，且土壤背景中很多匹配失败的点在生成的视差图中以噪声点的形式存在。

图 4-9 所示分别为原始图像匹配视差图和边缘特征匹配视差图的灰度直方图。从图中可以看出原始图像匹配视差图中，从 0~255 几乎每一段灰度值都存在，且直方图的分布呈单峰状态，难以将玉米作物和杂草在视差图中进行分割。而边缘特征匹配视差图的灰度直方图分布呈双峰状态，且间隔明显，左边峰值为杂草像素点，右边峰值为玉米作物像素点，借助阈值分割可以轻易的区分出作物和杂草。

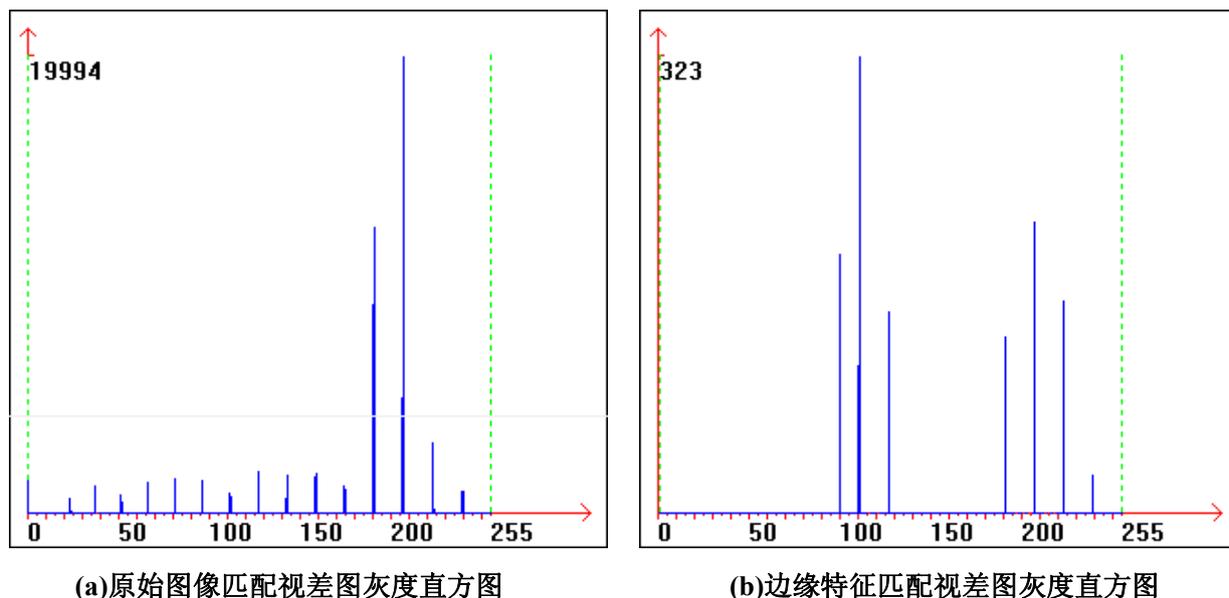


图 4-9 视差图灰度直方图
Figure 4-9. Histogram of disparity image.

4.5.2 实时性比较

研究统计，农田中一般只有 1/3 地面被杂草覆盖。也就是说，一帧图像中大约有 2/3 是土壤。既然识别出土壤，而且土壤与摄像机距离已知，那么在立体匹配中就可以略去土壤背景对应像素点的匹配运算。结果，只对图像中 1/3 的像素进行匹配运算，从而大大减少了立体匹配运算量，使识别的实时性得到显著改善。

为验证分割后绿色植物边缘特征匹配的实时性优势，将其与原始立体图像直接立体匹配就图像处理时间做一对比。算法运行时间测试图像大小为 320×240 像素，设定最大视差为 $D_{\max}=65$ ，最小视差为 $D_{\min}=49$ 。立体匹配时，匹配窗口沿极线（水平行线）从左至右顺序搜索。

对于程序运行时间的测量，由于计算机并不是只运行一个程序的，进程的切换，各种中断，共享的多用户，网络流量，高速缓存的访问，转移预测等，都会对计时产生影响。如进程调度，花费的时间分为三部分，第一是计时器中断处理的时间，也就是当且仅当这个时间间隔的时候，操作系统会选择，是继续当前进程的执行，还是切换到另外一个进程中去。第二是进程切换时间，当系统要从进程 A 切换到进程 B 时，它必须先进入内核模式将进程 A 的状态保存，然后恢复进程 B 的状态。因此，这个切换过程是有内核活动来消耗时间的。第三就是进程的具体执行时间了，这个时间也包括内核模式和用户模式两部分，模式之间的切换也是需要消耗时间，不过都算在进程执行时间中了。

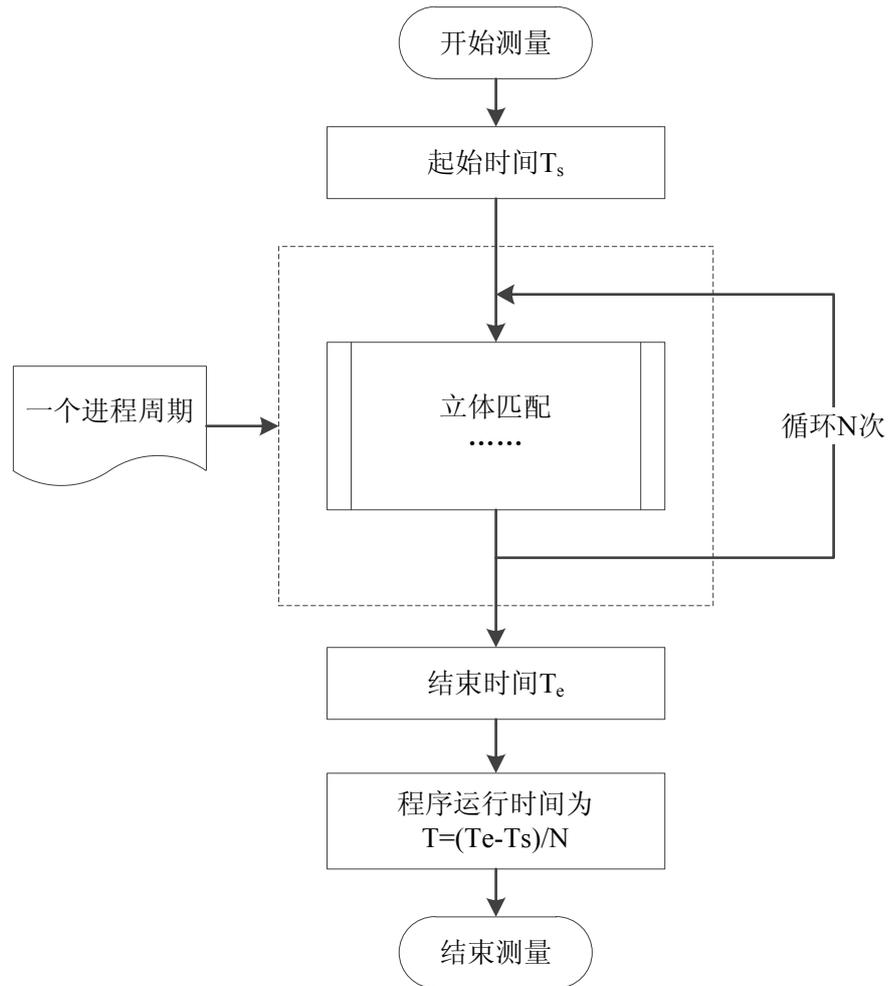


图 4-10 程序运行时间测量

Figure 4-10. Measurement of the program running time.

为准确测量出立体匹配程序运行时间，本课题采用的方法是循环测量取平均值，具体步骤如图 4-10 所示。在一个进程周期内，循环运行立体匹配程序 N 次，测出运行 N 次程序所需的总时间，则一次的运行时间为总时间除以 N。由于程序连续运行 N 次，因此中间无进程切换，N 此程序运行是在一个进程周期内完成，可以避免进程切换，进程调度等的影响，时间测量较为精确。

表 4-3 为原始立体图像直接立体匹配和分割后绿色植物边缘立体匹配时间对比。基于原图立体匹配的平均时间为 0.263 秒，而基于分割后边缘特征立体匹配的平均时间仅为 0.041 秒，运行时间缩短了 84.4%。因此，基于分割后边缘特征立体匹配在实时性上远远

优于原图直接立体匹配，且立体匹配时间满足实时杂草识别与精确除草的需要，可以用于除草机器人实时杂草识别系统。

表 4-3 立体匹配时间对比

Table 4-3 Comparison of stereo matching time.

序号	原始立体图像直接立体匹配		分割后绿色植物边缘立体匹配	
	单次时间(s)	平均时间(s)	单次时间(s)	平均时间(s)
1	0.2626554		0.0408853	
2	0.2628783		0.0408223	
3	0.2626732		0.0403188	
4	0.2629722		0.0404037	
5	0.2628355	0.263	0.0408363	0.041
6	0.2629227		0.0407864	
7	0.2629655		0.0408627	
8	0.2626326		0.0405532	
9	0.2629732		0.0408765	
10	0.2627366		0.0408325	

4.6 本章小结

本章首先介绍了常用的立体匹配算法和相似性度量因子，并提出本课题采用的杂草识别匹配策略，即利用除草机器人精确除草的特殊性，只对从土壤背景中识别出的绿色目标边缘进行立体匹配，而忽略掉与摄像机距离已知的土壤部分，继而通过线性像素插值运算，获取绿色植物区域的视差图像，从而大大减少立体匹配的运算量，显著提高图像处理速度。

本章还分析了常用的边缘检测算子，选择 Canny 算子提取绿色植物的边缘信息。通过对分割后绿色目标边缘特征进行立体匹配，获取了轮廓清晰完整的视差图。继而通过高度特征对玉米作物和杂草进行区分。立体视觉系统在 600mm 测量范围内的误差率在 2.5% 以内，满足杂草识别与精确除草的要求。

另外，本章将原始立体图像直接立体匹配与分割后绿色植物边缘特征匹配在匹配效果和实时性两方面进行了对比。实验表明，基于原始图像立体匹配获取的视差图包含强烈的噪声信息，且绿色植物（作物/杂草）在视差图中严重变形，无法提供足够的高度信息。在立体匹配时间方面，原图立体匹配的平均耗时为 0.263 秒，而基于分割后边缘特征立体匹配的平均时间仅为 0.041 秒，运行时间缩短了 84.4%。基于分割后边缘特征立体匹配在实时性上远远优于原图直接立体匹配，且立体匹配时间满足实时杂草识别与精确除草的需要，可以用于除草机器人实时杂草识别系统。

第5章 综合高度与空间分布特征的行内杂草识别算法研究

5.1 行内杂草识别方法

鉴于杂草种类繁多，而特定作物数量有限（如玉米、大豆、棉花等），本课题将探索与众不同的思路。对于行内杂草，不是直接去识别杂草，而是改而识别作物。在杂草和作物同时存在的作物行内，作物之外的绿色目标就是杂草。所以，在作物的行内，识别出作物就等价于识别出杂草。识别出作物就可以为后续的精确定草提供依据。

本课题综合高度特征与植株空间分布特征来研究精确定草的瓶颈问题，即行内杂草的识别问题。首先利用双目立体视觉技术获取作物和杂草的高度信息，通过高度特征将高度较低的杂草与作物目标进行分割，分割后图像中只包含作物和少量高度较高的行内杂草，对于此较高的杂草则继而利用横向像素直方图分析其空间分布特征进一步识别，以提高行内杂草识别率。

具体步骤为：

- a) 摄取左右图像：借助垂直于地面左、右摄像机构成的双目立体视觉系统分别采集以土壤为背景的含绿色植物（例如玉米）和杂草的左、右彩色图像。
- b) 分割土壤背景及提取绿色植物边缘特征：基于绿色颜色特征，对上述左、右彩色图像分别二值化处理，得到背景为黑色、作物和杂草为白色的分割二值图像，从而将绿色目标（作物和杂草）与土壤背景相分割。再通过 Canny 算子提取绿色目标的边缘特征，作为下一步立体匹配的匹配基元。
- c) 边缘立体匹配：通过对边缘立体图像进行立体匹配，只计算植物边缘的视差值，忽略土壤背景对应像素点的匹配运算，从而大大减少立体匹配运算量。再通过对非边缘点进行插值处理，从而获取绿色植物区域完整的视差图。
- d) 高度信息截取：将三维灰度图像的各像素灰度值与预定高度的灰度阈值相比较后进行二值化处理，得到小于灰度阈值像素为黑色、大于灰度阈值像素为白色的二值图像。
- e) 像素直方图拟合：沿上述二值图像中对应作物行的方向扫描，形成像素直方图，并形成相应的拟合曲线。
- f) 低通滤波：为进一步提高识别率，可以对拟合曲线进行低通滤波处理，消除杂草散点的影响，使得拟合曲线更为光滑。
- g) 匹配识别作物：根据作物的空间位置分布特征，将理论株距和信号曲线中的峰值进行匹配，判断识别出作物植株对应的峰值位置。根据植株对应的峰值位置信息实现行内作物/杂草的识别。

事实上，当机器人连续在田间前进时，除草过程也是连续的。因此，上述图像处理过程是实时、连续的。需要根据机器人前进的速度，每间隔一定的时间拍摄一帧图像进行处理，使得沿着作物行拍摄的图像拼接连续。对于拼接后的每一帧图像都按照上述算法进行循环处理。直到除草过程结束。

图 5-1 所示为行内杂草识别图像处理流程图。

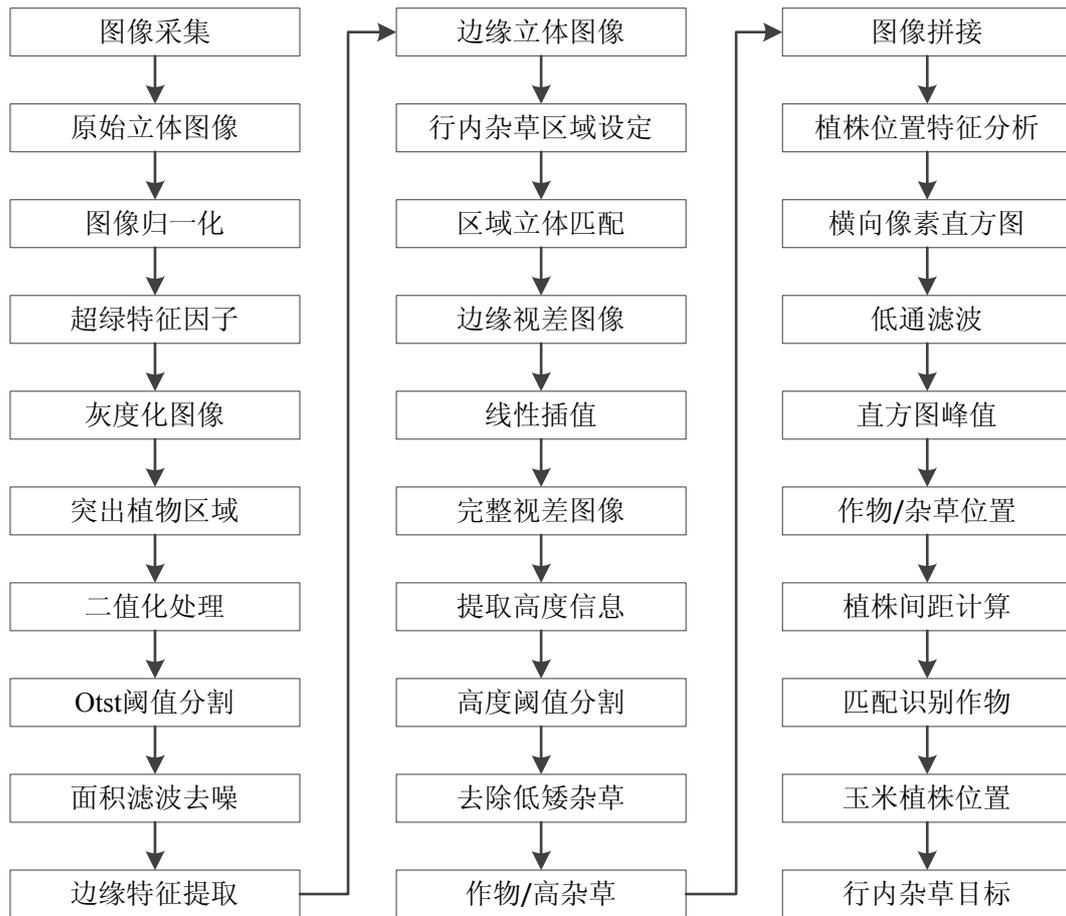


图 5-1 行内杂草识别流程图

Figure 5-1. Flowchart of the image processing for the intra-row weed identification.

5.2 图像预处理与边缘特征提取

图像预处理包括作物/杂草的背景分割与二值化处理。根据前文所述，在原始彩色图像中，作物与杂草都是绿色的，与土壤等背景存在颜色差别，因此可以基于绿色颜色特征，对上述左、右彩色图像分别二值化处理，得到背景为黑色、作物和杂草为白色的分割二值图像，从而将绿色目标分别转换成相应的灰度图像，再转换成相应的分割二值图像。最后通过 Canny 算子提取绿色目标的边缘特征，作为下一步立体匹配的匹配基元。图像预处理与边缘特征提取效果如图 5-2 所示。



(a)原始立体图像-左视图

(b)原始立体图像-右视图

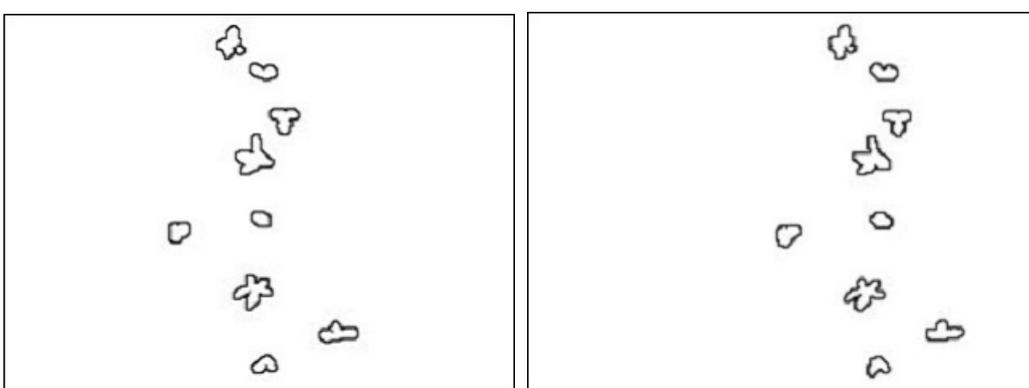
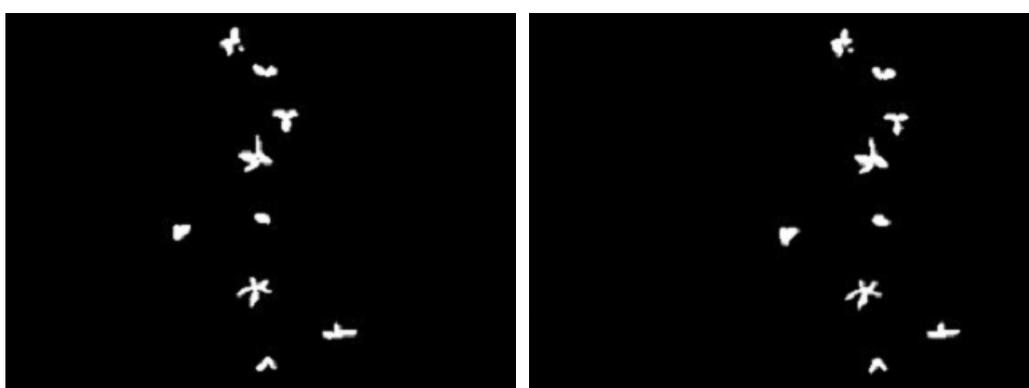
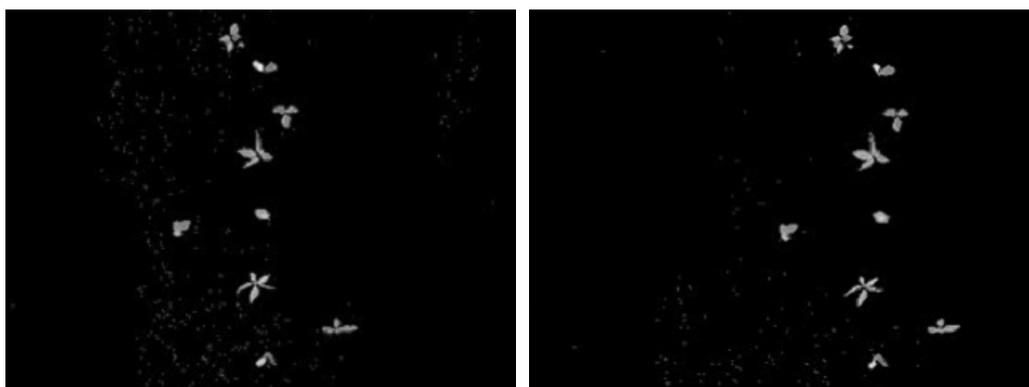


图 5-2 图像预处理及边缘特征提取

Figure 5-2. Image preprocessing and edge detection.

5.3 行内杂草区域设定

由于本课题的研究对象是行内杂草，因此对图像中的行内杂草区域进行设定，立体视觉和空间分布特征分析则只应用于行内杂草区域。如图 5-3 所示，行内杂草是指生长在一个作物行内的杂草，也就是与作物同在一行的杂草。根据观察，2~3 叶苗期玉米行的宽度一般小于 50mm，因此将作物行上下 50mm 与图像左右边界形成的矩形框称为行内杂草区域，处于此矩形框之内的杂草称为行内杂草，处于矩形框之外的则定义为行间杂草。由于除草机器人在导航系统下沿着作物行线行驶，因此拍摄的作物行通常处于图像的中心，故而将图像横向中心线近似为作物的行线，将图像横向中心线上下±50mm 设为行内杂草区域，行内杂草区域的宽度即为 100mm，长度则为一帧图像的长度。

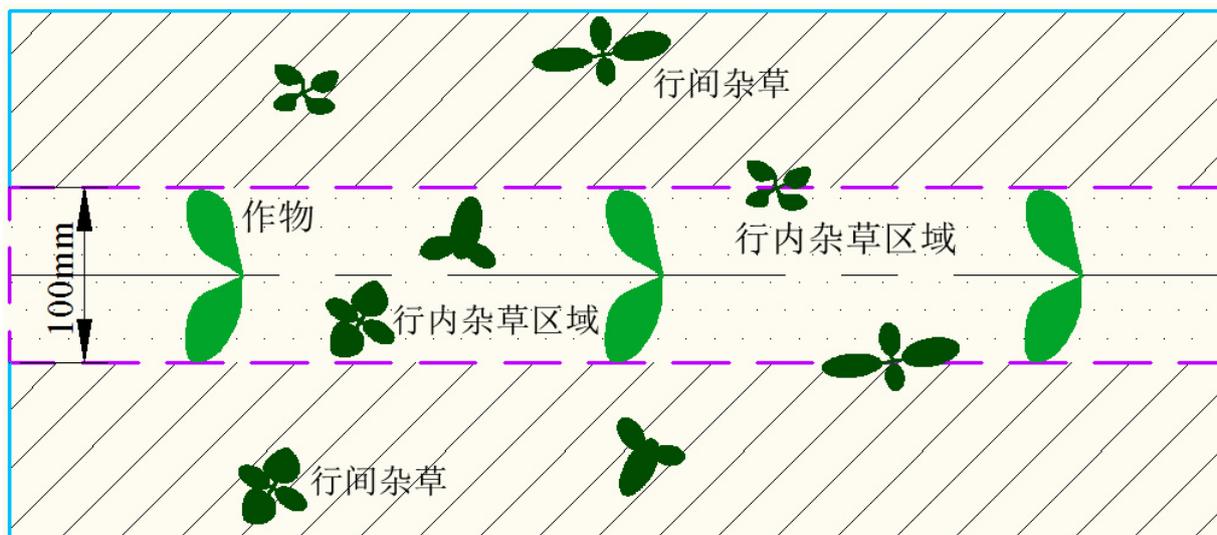


图 5-3 行内杂草区域

Figure 5-3. Region of intra-row weed.

5.4 区域立体匹配及视差图分割

确定行内杂草区域之后，将非行内杂草区域的绿色目标去除，只保留行内杂草区域内的作物和杂草。对处于行内杂草区域的作物和杂草进行区分和识别，如图 5-4(a)和 5-4(b)所示为行内杂草区域设定示意图，红色矩形框代表行内杂草区域，其宽度为 100mm，高度为 240mm。

之后对边缘立体图像中的行内杂草区域进行立体匹配。将边缘特征作为匹配基元，以左右图像边缘点为特征点来完成立体图像对的匹配，由匹配得到的视差来实现边缘深度的恢复。在立体匹配过程中，同样按照上一章节提出的杂草识别匹配策略，即视差计算只针对边缘像素点，而忽略掉与摄像机距离已知的土壤部分，继而通过线性像素插值运算，获取绿色植物区域的视差图像。另外立体匹配搜索从 d_{min} (49 像素, 600mm)开始，在视差范围内沿着极线（水平行线）顺序搜索，直至到最大视差点 d_{max} (65 像素, 450mm)停止。

图 5-4(c)所示为经过插值运算之后的行内杂草区域立体匹配视差图。视差图像中各像素灰度值表示其高度（深度）信息。从图中可以看出，视差图去除了非行内杂草区域，只包含行内杂草区域的植物目标视差信息。

将视差灰度图像的各像素灰度值与预定高度的灰度阈值相比较后进行二值化处理，得

到小于灰度阈值像素为黑色、大于灰度阈值像素为白色的截留二值图像。由于除草时期玉米植株高度大于 50mm，所以可通过高度阈值将灰度图像变化成二值图像。高度在 50mm 以上植株以及杂草为白色，其余为黑色。图 5-4(d)为高度阈值分割后的二值图像，图中只剩下玉米作物和高度值大于 50mm 行内杂草。高度较低的行内杂草，通过立体视觉高度特征成功的进行了识别和分割，对于高度较高的行内杂草，可根据植株的空间分布特征进行分析和区分，以进一步提高行内杂草识别的识别率。

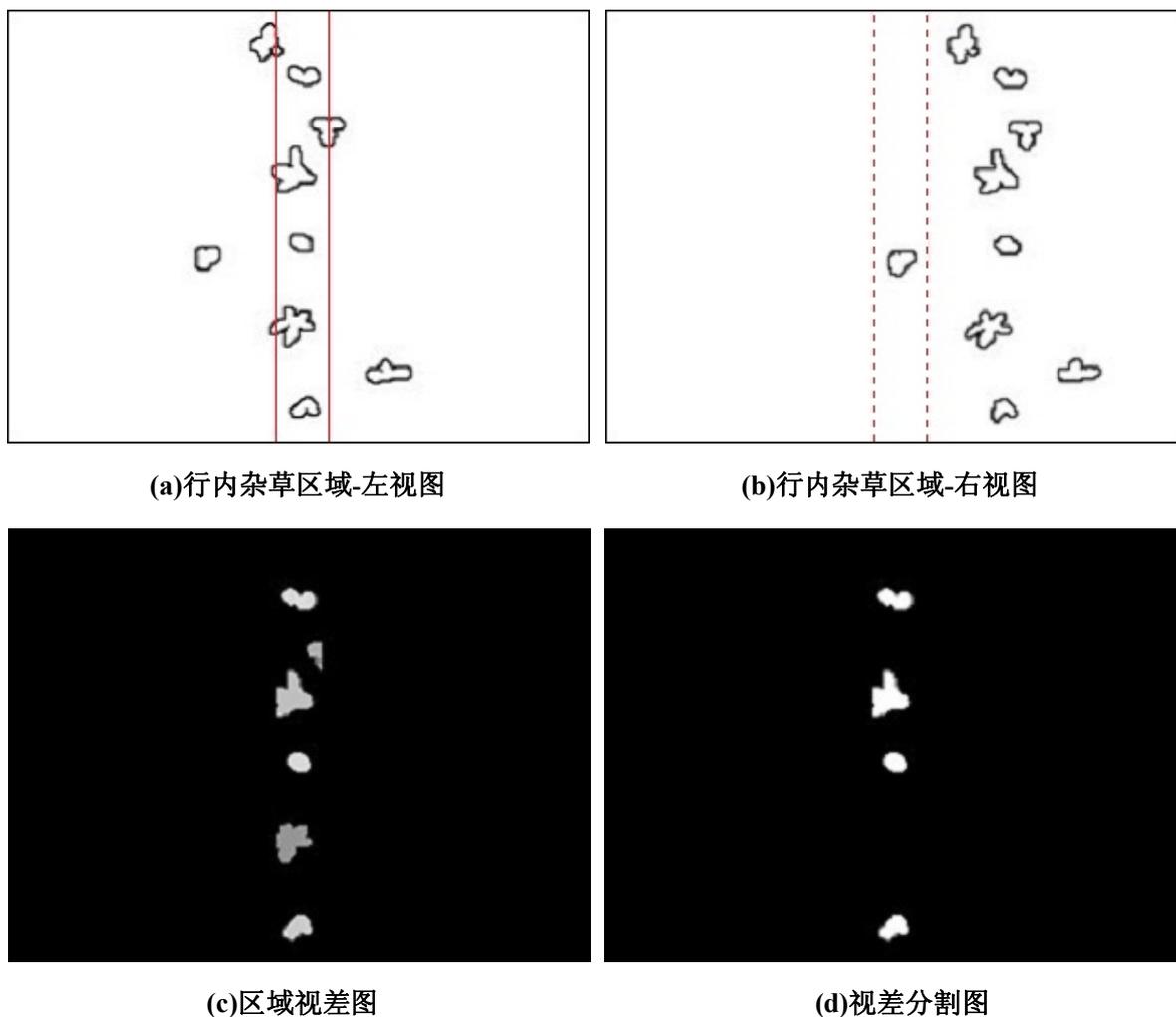


图 5-4 区域立体匹配及视差图分割

Figure 5-4. Stereo matching apply to intra-row region and disparity image segmentation.

5.5 植株空间分布特征分析

本课题的研究对象为机械播种按行种植的条播作物，作物与作物之间的间距（株距）相对固定，因此可以利用植物的株距信息实现行内杂草的识别。在图像中，计算植物之间距离，处于理论株距位置处的植物为玉米作物，而处于理论株距位置之外的则认为是杂草。具体为建立横向像素直方图，则直方图的峰值位置即为绿色植物的位置，继而计算绿色植物之间的距离并与理论株距进行匹配，最终实现作物和杂草的区分

5.5.1 横向像素直方图

在上述截留二值图像中，沿着图像宽度方向（作物行的方向）扫描，计算横向像素直

方图，并形成相应的拟合曲线。在二值图像中，白色像素对应于原来的绿色像素。在拟合曲线上，峰值对应着原来绿色像素多的部位（作物或杂草）。由于作物空间位置分布的规律性，使得对应作物的峰值呈现出周期性。

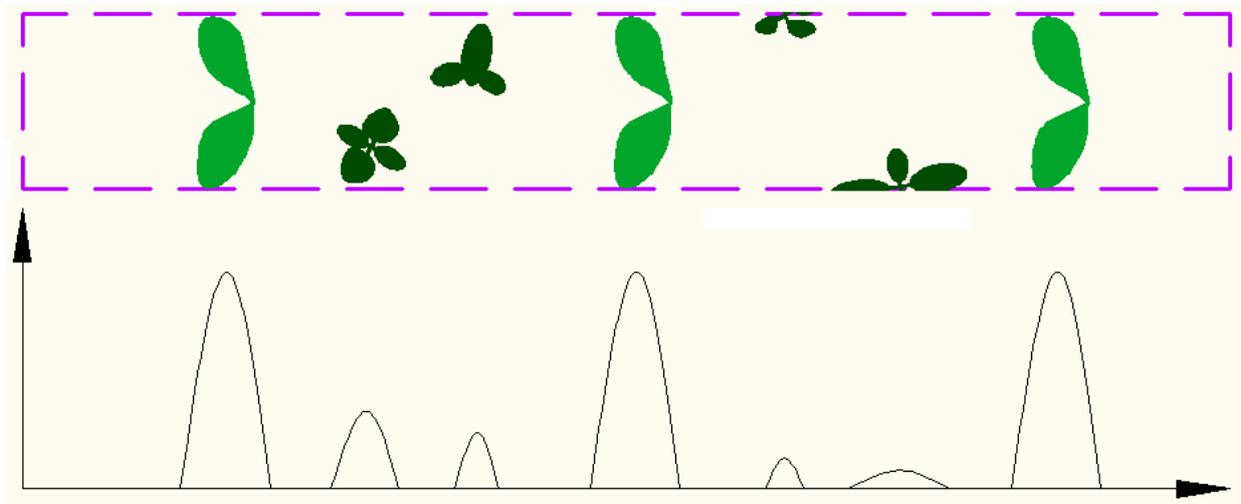


图 5-5 横向像素直方图示意图

Figure 5-5. Discription of the horizontal histogram.

图 5-5 所示为横向直方图示意图，按照从左到右的顺序纵向统计白色像素点的总数，得到每一列植物像素总数，从而得到绿色植物像素分布的直方图。对于行内杂草区域，作物和杂草的位置在直方图上表现为峰值的位置。并且直方图拟合曲线中每个波形左右的边界距离即为植物的宽度值。由峰值位置和此宽度值即可确定植物在图像中所占的区域。

5.5.2 低通滤波处理

为进一步提高识别率，可以对拟合曲线进行低通滤波处理，以消除杂草散点的影响，使得拟合曲线更为光滑，便于后续峰值提取及植株间距计算。

低通滤波(Low-pass filter) 是一种过滤方式，规则为低频信号能正常通过，而超过设定临界值的高频信号则被阻隔、减弱。但是阻隔、减弱的幅度则会依据不同的频率以及不同的滤波程序（目的）而改变。它有的时候也被叫做高频去除过滤(high-cut filter)或者最高去除过滤(treble-cut filter)。低通过滤是高通过滤的对立。

低通滤波的方法是通过一个线性系统，频域上对一定范围高频分量进行衰减能够达到平滑化；这种线性系统称为低通滤波器法。

$$G(u, v) = F(u, v)H(u, v) \quad (5-1)$$

其中 $F(u, v)$ 是输入， $G(u, v)$ 是输出， $H(u, v)$ 是线性系统的传递函数。 $F(u, v)$ 是被平滑的图像傅里叶变换。目标是选择一个滤波器变换函数 $H(u, v)$ ，以通过衰减 $F(u, v)$ 的高频成分产生 $G(u, v)$ 。

最简单的低通滤波器是“截断”傅里叶变换中所有高频成分，这些成分距变换原点的距离比指定距离 D_0 要远。这种滤波器称为二维理想低通滤波器(ILPF)，其变换函数为：

$$H(u, v) = \begin{cases} 1 & D(u, v) \leq D_0 \\ 0 & D(u, v) > D_0 \end{cases} \quad (5-2)$$

其中， D_0 是指定的非负数值， $D(u, v)$ 是 (u, v) 点距频率矩形原点的距离。由于变换被中心化，所以频率矩形的中心在 $(u, v)=(M/2, N/2)$ 处。在这种情况下，从点 (u, v) 到傅里叶变换中心（原点）的距离如下所示：

$$D(u, v)=[(u-M/2)^2+(v-N/2)^2]^{1/2} \quad (5-3)$$

5.5.3 作物植株目标匹配

滤波后之后的像素直方图拟合曲线具有对应作物峰值的周期性。但是，这一周期性难免被噪声信号（杂草）所干扰，甚至被淹没，即直方图拟合的曲线中，杂草的峰值与作物植株的峰值同时存在，因此需要进一步进行处理。考虑到作物在播种时行内理论株距基本恒定，呈现出相对稳定的“周期性”，因此可根据作物的空间位置分布特征，将理论株距和信号曲线中的峰值进行匹配，从而判断出作物植株对应的峰值位置。该峰值位置就是作物植株的实际位置，这样就从图像中识别出植株，提高了作物植株识别率。

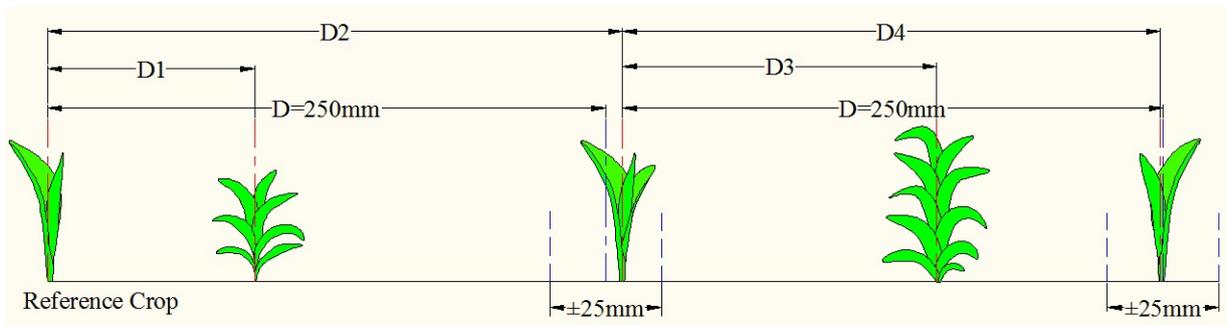


图 5-6 株距匹配识别作物

Figure 5-6. Weed detection using plant spacing information.

如图 5-6 所示，机械播种的玉米植株的株距一般为 250mm。假设图像中第一个植物为玉米作物（可以通过调节除草机器人的起始位置实现），则通过建立横向像素直方图，根据峰值位置获取图像中所有绿色植物（作物/杂草）的中心位置。得到植物中心位置之后，即可计算后续植物与第一个玉米植株间的距离（将第一个玉米植株标记为参考作物），并将此距离（图中 D_1, D_2 ）与理论株距（ $D=250\text{mm}$ ）进行对比，若距离等于 250mm，则判定此植物为玉米作物，反之，则认为杂草。由于机械播种的误差，田间作物的实际株距与理论株距会存在一定的偏差，因此本课题设置了植株间距误差阈值为 $\pm 25\text{mm}$ ，即在进行植株间距匹配时，判断植物与参考作物的距离是否等于理论株距 $D \pm 25\text{mm}$ 。若相等，则认为此植物为玉米作物，随即将识别出来的此玉米作物标记为新的参考作物，继续计算此玉米作物与后续绿色植物的间距（图中 D_3, D_4 ）并与理论株距 $D \pm 25\text{mm}$ 进行比较。

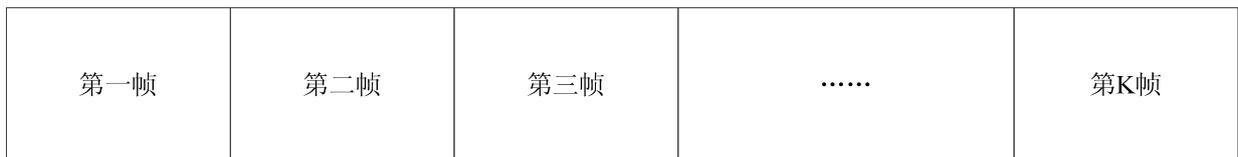


图 5-7 图像拼接示意图

Figure 5-7. Block diagram of the image mosaicking.

事实上，当机器人连续在田间前进时，除草过程也是连续的。因此，上述图像处理过

程是实时、连续的。需要根据机器人前进的速度，每间隔一定的时间拍摄一帧图像进行处理，使得沿着作物行拍摄的图像拼接连续（如图 5-7 所示）。拼接后每一帧图像都按照上述算法进行循环处理。

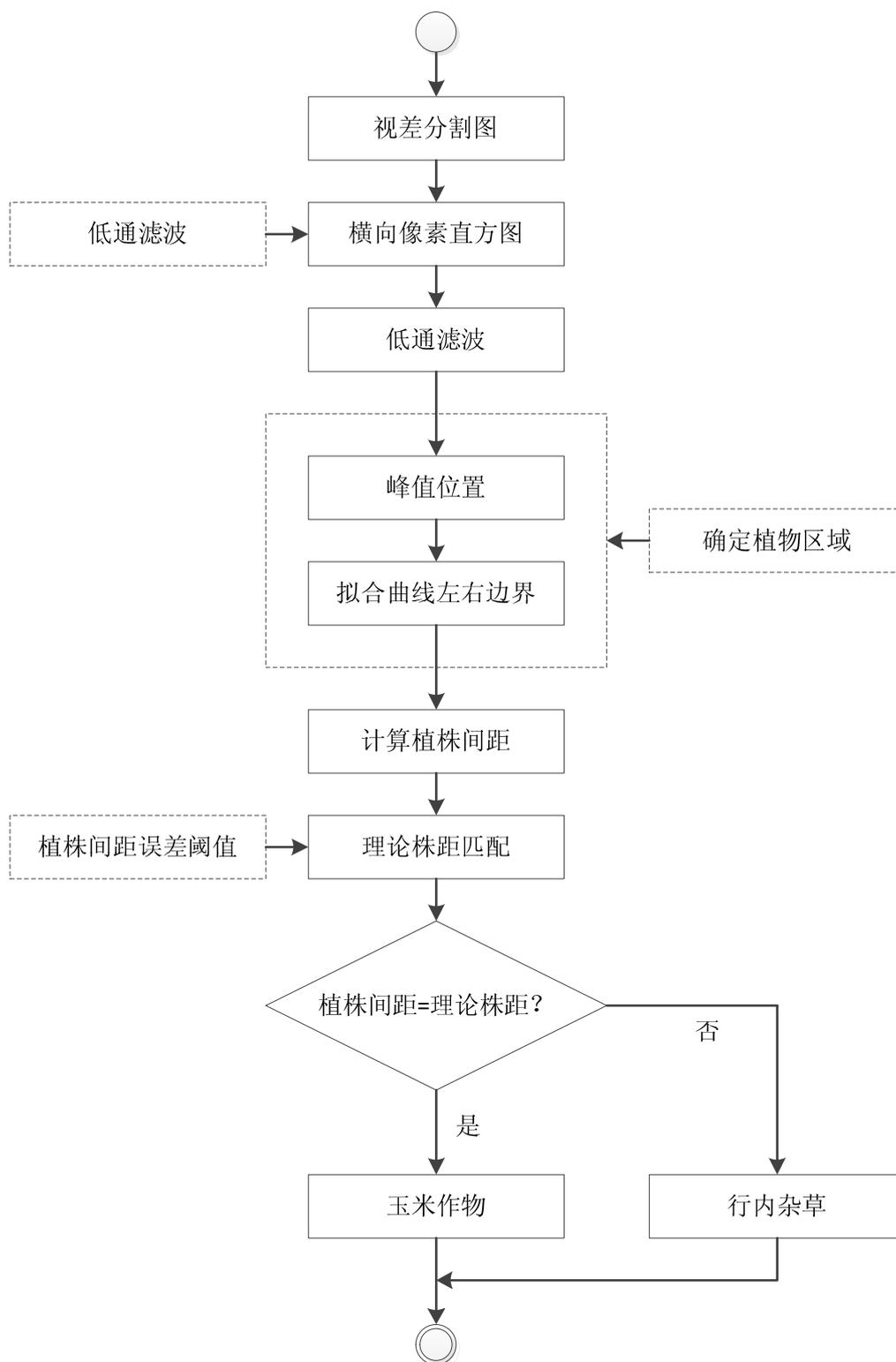


图 5-8 空间分布特征识别杂草流程图

Figure 5-9. Flowchart of the intra-row weed identification based on spatial analysis.

图 5-8 所示为空间分布特征识别杂草流程图。通过空间分布特征结合理论株距识别出

作物区域之后，根据之前提取的峰值位置和拟合曲线左右边界确定杂草区域，并将杂草区域像素点设置为零，即去除杂草区域。至此，识别出一帧图像中的玉米作物，除玉米作物之外的所有绿色目标皆视为杂草。

5.5.4 空间分布特征识别作物

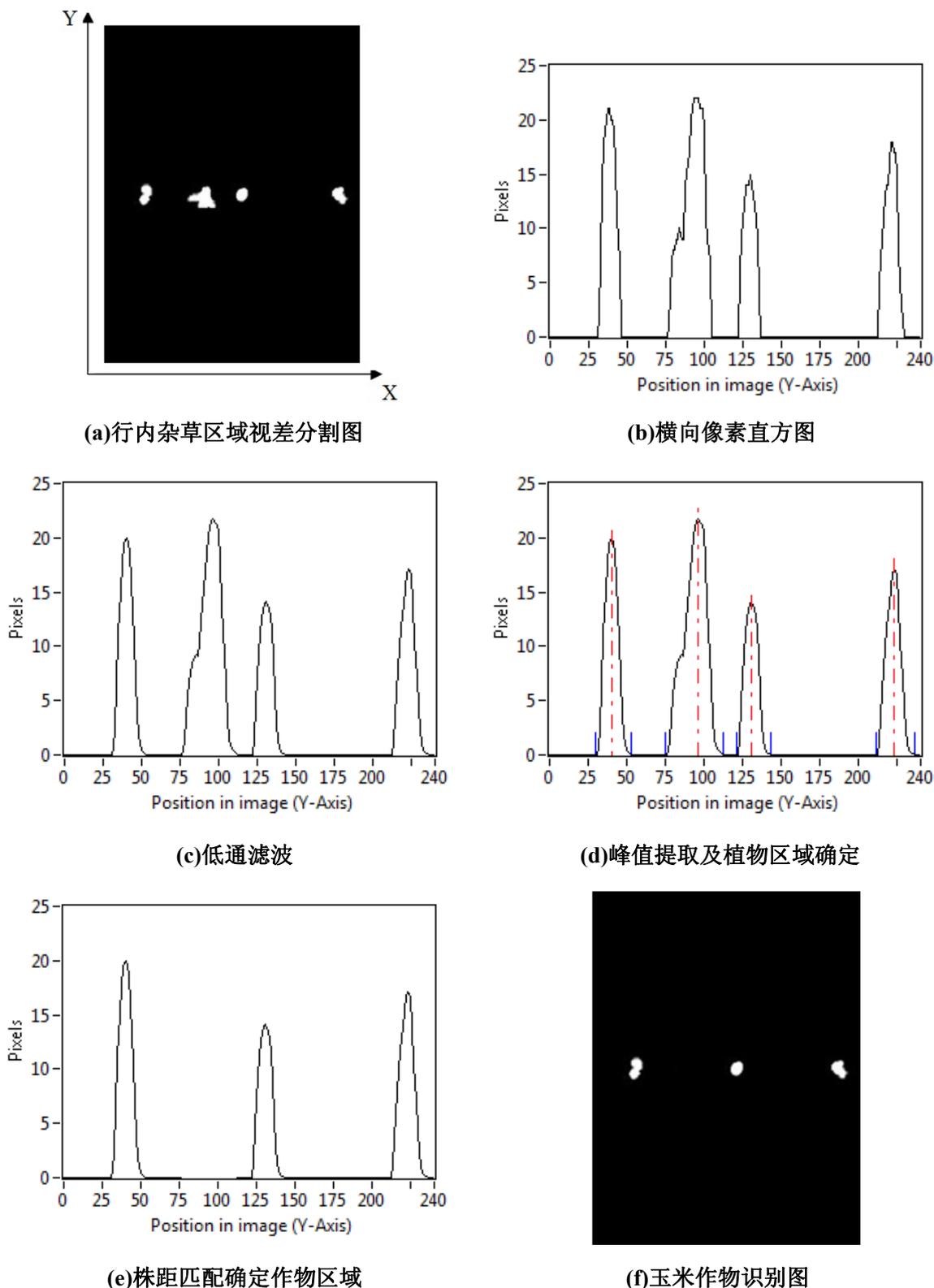


图 5-9 空间分布特征识别杂草

Figure 5-9. Intra-row weed identification based on spatial analysis.

图 5-9 所示为利用空间特征识别行内杂草。图 5-9(a)为视差分割图，即通过对边缘立体图像行内杂草区域进行立体匹配获取视差图，并基于高度特征对视差图进行分割。图像中白色像素点为高度大于 50mm 的绿色植物目标，从图中可以看出，高度大于 50mm 的绿色植物既有玉米作物，也包含高度较高的行内杂草，因此无法通过高度特征进行区分，因此对其空间分布特征进行分析，根据其株距并结合理论株距对杂草进行识别。

图 5-9(b)所示为横向像素直方图，沿着图 5-9(a)所示的 X 轴方向（作物行的方向）扫描，计算横向像素直方图，并形成相应的拟合曲线。拟合曲线中的峰值位置对应着绿色植物区域的中心位置，而拟合曲线的宽度值（即拟合曲线的左右边界之间的距离）则代表相对应植物区域的宽度。由于作物空间位置分布的规律性，使得对应作物的峰值呈现出周期性。从图中可以看到，三个玉米植株之间的距离大致相等。杂草则处于前两个玉米植株之间，对作物分布的周期性产生干扰。

图 5-9(c)所示为经过低通滤波后的横向像素直方图（拟合曲线）。从图中可以看出，经过低通滤波之后的拟合曲线更为光整平滑。非常有利于后续的植株间距计算。

图 5-9 (d)所示为峰值提取及植物区域的确定。图中的红色点划线代表提取出的植物峰值位置，此位置也代表绿色植物的中心位置，单个拟合曲线左右标注的蓝色线则代表植物区域的宽度。由峰值位置和拟合曲线边界即可确定单个植物在图像中所占的区域范围。

图 5-9(e)所示为经过株距匹配之后识别出的玉米作物对应的像素直方图（拟合曲线），通过将计算的植物株间距离与理论株距进行对比，确定作物峰值位置。从图中可以看出，经过株距匹配之后，像素直方图中只剩下作物区域的拟合曲线，株距与理论株距不等的植物区域被认为是杂草并去除。在实际情况中，可能会遇到缺株的情况，若在进行株距匹配的过程中，发现在理论株距位置处没有绿色植物，则判定为缺株情况，此时将理论株距处设定为参考作物，后续的株距计算则为植物中心位置与参考作物的距离。

图 5-9(f)所示为根据空间分布特征分割之后的图像，图中的白色像素点区域为图像中的玉米作物，行内杂草则被去除。通过植株空间分布特征识别出了高度较高的行内杂草。

通过对田间采集的 75 幅 2~3 叶苗期玉米作物/杂草立体图像进行试验发现，综合高度和植株空间分布特征的行内杂草识别方法成功识别出了 66 幅图像中的玉米作物，识别率高达 88%。另外，试验表明，对于苗期杂草，2 叶期和 3 叶早期的识别率较高，这是由于随着玉米作物的生长，其叶片将向两边延伸并弯曲，此时对其建立横向像素直方图时峰值位置并不处于作物的中心位置，误差较大。而对于 2 叶期和 3 叶早期的苗期玉米作物，其叶片仍然处于植物中心，并没有向外扩展或者说向外扩展幅度较小，其横向像素直方图的峰值位置大致处于植物中心位置，因此在计算植株间距时结果相对精确。

5.6 行内杂草识别系统设计

本课题设计的行内杂草识别系统主要有立体视觉和空间分布特征分析两部分组成，通过利用植物的高度特征和植株间距和位置特征实现行内杂草的识别。首先利用植物的高度特征来识别高度较低的杂草，对于 2~3 叶苗期杂草，其高度一般低于玉米作物，因此通过建立双目立体视觉系统，获取作物和杂草的高度信息，将低于 50mm 的植物判定为杂草，而将高于 50mm 的植物认为是作物。在立体视觉部分，立体匹配过程是获取高度信息的关键，也是最耗时的步骤。本课题为了减少立体匹配的计算工作量，以提高图像处理的实时性，合理将图像背景分割结果与立体匹配操作相结合。

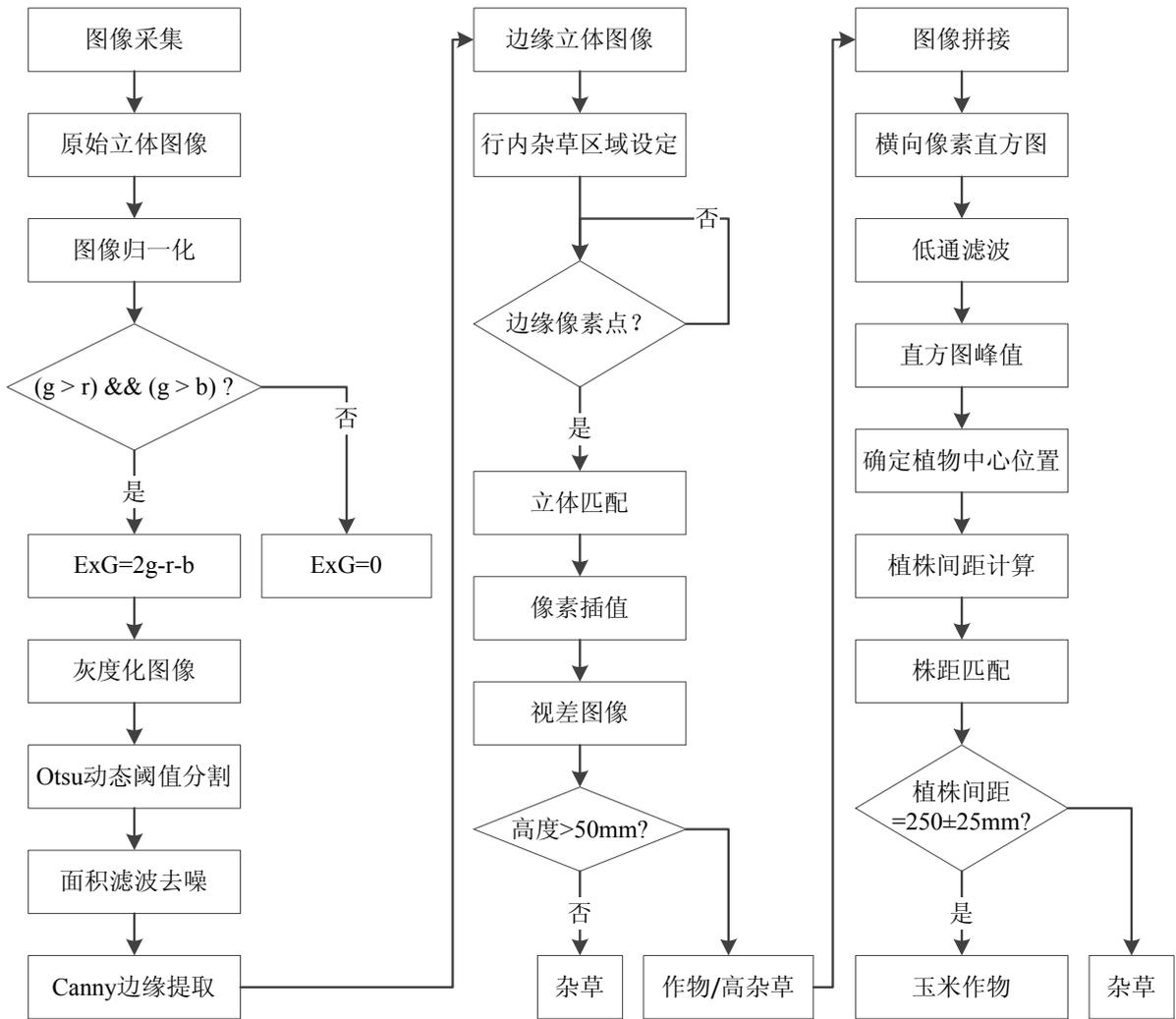


图 5-10 行内杂草识别流程图

Figure 5-10. Flowchart of intra-row weed identification.

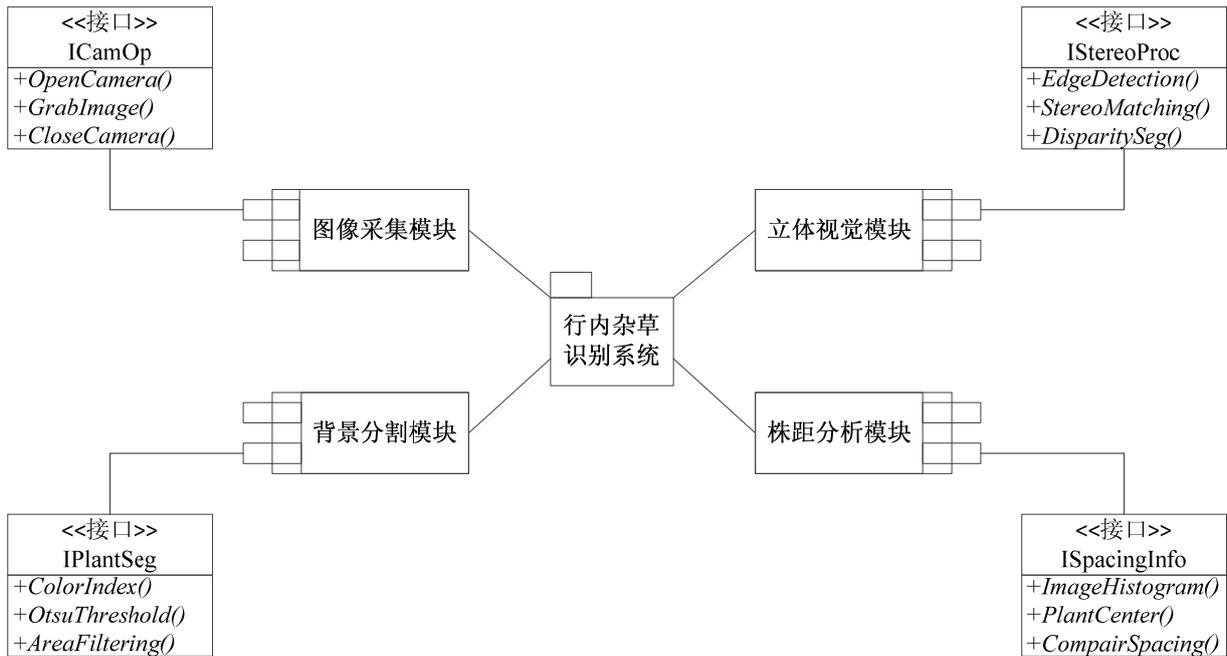


图 5-11 行内杂草识别系统模块图

Figure 5-11. Module diagram of intra-row weed identification system.

通过高度信息截取，可以将矮小的杂草识别出来并进行分割，而对于个别高度较高的杂草则无法通过高度特征将其与作物进行区分。因此，本课题借助植株空间分布特性结合理论株距来对行内较高的杂草进行识别。从另外一方面来讲，首先通过高度特征去除矮小的杂草也为后续的空间分布特征降低干扰，在建立横向直方图时可以避免矮小杂草在直方图上形成的零散波形，使得作物在直方图上峰值的周期性与规律性更加明显。继而通过将理论株距和直方图拟合曲线中的峰值进行匹配，判断出作物植株的位置。识别出图像中的作物之后，其余的绿色目标皆认为是杂草。图 5-10 所示为行内杂草识别流程图。

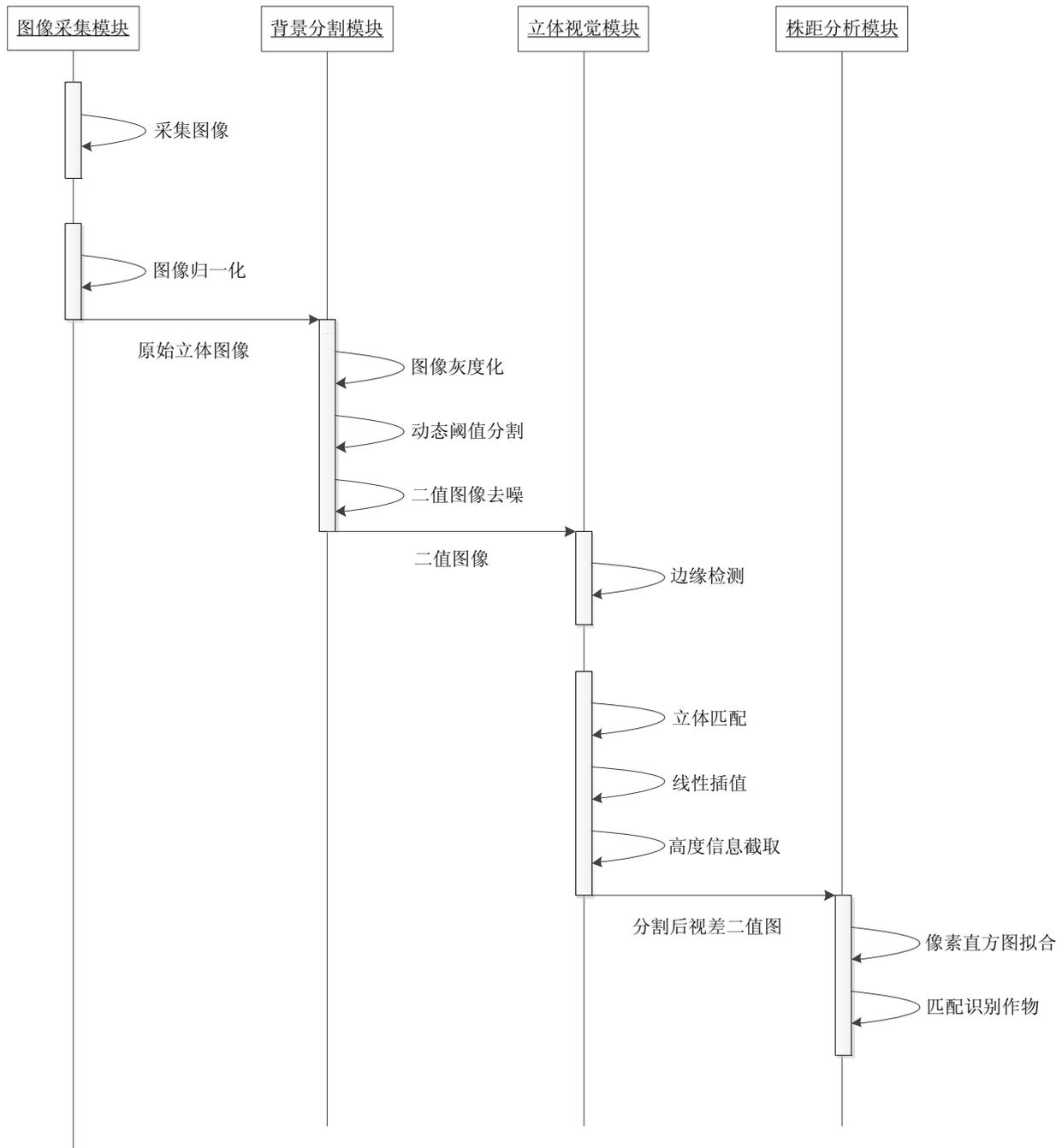


图 5-12 行内杂草识别系统顺序图

Figure 5-12. Sequence diagram of weed identification system.

图 5-11 和 5-12 所示分别为行内杂草识别系统的模块图和工作顺序图。行内杂草识别系统包括四个模块，分别为图像采集模块、背景分割模块、立体视觉模块和株距分析模块。图像采集模块主要是对摄像机进行操作的函数集合，包括摄像机的打开、立体图像采集以及摄像机的关闭；背景分割模块主要是图像预处理也就是土壤背景分割的函数集合，包括图像灰度化、阈值分割以及图像去噪等部分，为后续立体匹配提取匹配基元。立体视觉模块主要是立体视觉操作的函数集合，包括边缘特征的提取、立体匹配、视差图分割等。株距分析模块主要是空间分布特征分析函数的集合，包括横向像素直方图的建立、低通滤波、峰值位置确定以及株距匹配等。

5.7 本章小结

本章首先介绍了行内杂草识别的难点以及技术方案，提出了与众不同的思路，即对于行内杂草，不是直接去识别杂草，而是改而识别作物。在杂草和作物同时存在的作物行内，作物之外的绿色目标就是杂草。所以，在作物的行内，识别出作物就等价于识别出杂草。

其次，由于本课题的研究对象是行内杂草，因此设定了行内杂草区域，立体视觉和空间分布特征分析只应用与行内杂草区域。确定行内杂草区域之后，将非行内杂草区域的绿色目标去除，只保留行内杂草区域内的作物和杂草，并对行内杂草区域的绿色植物边缘特征进行立体匹配，基于高度特征对视差图像进行分割，去除高度较小的杂草目标。然后通过空间分布特征对剩余的玉米作物和杂草进行识别。

在视差分割图中建立横向像素直方图，并形成相应的拟合曲线，为进一步提高识别率，可以对拟合曲线进行低通滤波处理，以消除杂草散点的影响，使得拟合曲线更为光滑，便于后续峰值提取及植株间距计算。滤波后之后的像素直方图拟合曲线具有对应作物峰值的周期性。因此可根据作物的空间位置分布特征，将理论株距和信号曲线中的峰值进行匹配，从而判断出作物植株对应的峰值位置。该峰值位置就是作物植株的实际位置，这样就从图像中识别出植株，提高了作物植株识别率。实验表明，综合高度和植株空间分布特征的行内杂草识别方法识别率为 88%，另外实验还发现，对于 2~3 叶苗期玉米作物，其生长周期越早，识别率越高。

第 6 章 总结与展望

6.1 内容总结

行内杂草识别,旨在解决精确除草的瓶颈问题,使除草机器人的应用成为可能。除草方法有人工除草、机械除草、生物防除和化学除草等。化学除草方法高效、方便,被广泛应用。粗放式的大面积喷洒除草剂不仅浪费药剂,而且污染生态环境。为此,国内外都在开展精确除草方法的研究。要实现精确除草,首先需要识别出杂草。

目前研制的杂草识别方法识别算法复杂,且受自然环境影响因素大。针对上述问题,本课题针对机械种植的 2~3 叶苗期玉米作物行内杂草,提出了一种识别速度快且识别率高的行内作物/杂草识别方法。利用农田除草的特殊性,基于双目视觉获取玉米植株和行内杂草的高度信息,借助颜色特征识别地面绿色目标(作物与杂草)以减少图像立体匹配运算量。再根据作物植株空间分布特征从横向像素直方图拟合曲线中识别出玉米植株,进而识别出行内杂草。

本课题通过直接识别作物,进而间接识别杂草这一与众不同的思路开展行内杂草识别研究;充分利用特殊性,减少图像处理运算量,提高杂草识别实时性。主要完成的内容包括以下几个方面:

- 1) 设计了一种行内除草和行间除草可同时进行的除草机器人结构,包括机器人车身结构,行间除草与行内除草机构。通过将双横臂独立悬架应用到除草机器人中,使机器人车身每个车轮都具有独立减震作用,保证了机器人平台工作的稳定性。
- 2) 对采集立体图像中的作物/杂草和土壤背景感兴趣区域(Area of Interest)在 RGB 空间中的 R、G、B、超绿特征和标准差特征信息以及 HSI 空间中的 H 通道的颜色特征绘制像素直方图进行统计分析。研究表明,超绿特征分量的绿色植物与背景像素分布间隔最大,其识别植物的效果最为突出。另外,将超绿特征进行了修正,提高了图像背景分割效果,减少了灰度化图像的噪声信息。
- 3) 提出了杂草识别立体匹配的策略,即利用除草机器人精确除草的特殊性,只对从土壤背景中识别出的绿色目标边缘进行立体匹配,而忽略掉与摄像机距离已知的土壤部分,继而通过线性像素插值运算,获取绿色植物区域的视差图像,从而大大减少立体匹配的运算量,显著提高图像处理速度。实验表明,立体视觉系统在 600mm 测量范围内的误差率在 2.5%以内,满足杂草识别与精确除草的要求。另外,基于分割后边缘特征立体匹配的平均时间仅为 0.041 秒,相对于原图立体匹配平均耗时 0.263 秒,运行时间缩短了 84.4%。
- 4) 综合利用植株高度特征和空间分布特征对行内杂草进行识别。首先基于高度特征对立体匹配后视差图像进行分割,去除高度较小的杂草目标。然后通过空间分布特征对剩余的玉米作物和杂草进行识别。在视差分割图中建立横向像素直方图,并形成相应的拟合曲线。拟合曲线具有对应作物峰值的周期性。因此可根据作物的空间位置分布特征,将理论株距和信号曲线中的峰值进行匹配,从而判断出作物植株对应的峰值位置。该峰值位置就是作物植株的实际位置,这样就从图像中识别出玉米植株。实验表明,杂草识别率为 88%。另外实验还发现,对于 2~3 叶苗期玉米作物,

其生长周期越早，识别率越高。

6.2 创新之处

针对制约精确除草的瓶颈，本课题重点研究行内植株/杂草识别问题。主要创新之处如下所示：

- 1) 将双目立体视觉技术应用到杂草识别中去，利用作物/杂草的高度特征来区分杂草和作物。并结合空间分布特征以提高杂草识别率。
- 2) 利用除草机器人精确除草的特殊性，大幅减少双目视觉立体匹配算法运算量，提高行内杂草识别实时性。
- 3) 对于行内杂草，本研究的与众不同之处在于：不是直接研究杂草识别方法，而是直接研究行内作物（玉米植株）的识别方法。通过识别出作物，进而识别杂草。而且由于该方法是基于双目视觉以及横向像素直方图的，所以，对其它按行种植的条播作物也有适用性。

6.3 研究展望

本课题对行内杂草识别方法进行了相关研究，但由于研究时间限制及作者水平有限，尚有以下方面有待进一步研究与完善：

- 1) 研究作物不同生长时期对行内杂草识别的影响，开发出高鲁棒性的杂草识别算法。
- 2) 采用专用图像处理芯片，开发嵌入式图像处理系统，以进一步提高图像处理实时性。
- 3) 通过互相关分析对行内杂草进行研究，并与横向像素直方图法进行对比。
- 4) 探索运用人工神经网络、小波变换等算法来实现行内杂草识别的研究工作。

参考文献

- [1] 陈勇, 田磊, 郑加强. 基于直接施药方法的除草机器人[J]. 农业机械学报, 2005, 36(10) : 91-93, 129.
- [2] Xavier, Burgos-Artizzu, P., Angela, Ribeiro, Maria, Guijarro, and Gonzalo, Pajares. Real-time image processing for crop/weed discrimination in maize fields[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2011, 75(2): 337-346.
- [3] Cordill, C. Design and evaluation of an intra-row weeding system for corn[D]. University of Illinois at Urbana-Champaign, 2008.
- [4] 金小俊, 陈勇, 孙艳霞. 农田杂草识别方法研究进展[J]. 农机化研究, 2011, 33(7): 23-27,33.
- [5] Jian, Jin and Lie, Tang. Corn plant sensing using real-time stereo vision[J]. J. Field Robotics, 2009, 26(6-7): 591-608.
- [6] Pérez-Ruiz M., D.C. Slaughter, C.J. Gliever, et al. Automatic GPS-based intra-row weed knife control system for transplanted row crops[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2012, 80(1) : 41-49.
- [7] Chris Gliever, David C Slaughter. Crop versus Weed Recognition with Artificial Neural Networks[C] // ASAE Annual International Meeting, Sacramento, California, 2001, Paper No: 01-3104.
- [8] Alberto Tellaeché, Xavier BurgosArtizzu P, Gonzalo Pajares, et al. A new vision-based approach to differential spraying in precision agriculture[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008, 60(2) : 144-155.
- [9] Slaughter D C, Giles D K, Downey D. Autonomous robotic weed control systems: A review[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008, 61(1) : 63-78.
- [10] Lee W S, Slaughter D C, Giles D K. Robotic Weed Control System for Tomatoes[J]. Precision Agriculture, 1999, 1(1) : 95-113.
- [11] Manh A G, Rabatel G, Assemat L, et al. Weed Leaf Image Segmentation by Deformable Templates[J]. Journal of Agricultural Engineering Research, 2001, 80(2) : 139-146.
- [12] Maria Persson, Björn Åstrand. Classification of crops and weeds extracted by active shape models[J]. Biosystems Engineering, 2008, 100(4) : 484-497.
- [13] Blasco J, Aleixos N, Roger J M, et al. Robotic Weed Control using Machine Vision[J]. Biosystems Engineering, 2002, 83(2) : 149-157.
- [14] 毛文华, 王辉, 赵博, 等. 基于株心颜色的玉米田间杂草识别方法[J]. 农业工程学报, 2009, 25(2) : 161-164.
- [15] El-Faki M S, Zhang N, Peterson D E. Factors affecting color-Based weed detection[J]. Transactions of the ASAE,2000,43(4) : 1001-1009.
- [16] Scotford I M, Miller P C H. Applications of Spectral Reflectance Techniques in Northern European Cereal Production: A Review[J]. Biosystems Engineering, 2005, 90(3) : 235-250.
- [17] Feyaerts F, Van Gool L. Multi-spectral vision system for weed detection[J]. Pattern Recognition Letters, 2001, 22(6-7) : 667-674.
- [18] Piron A, Leemans V, Kleyne O, et al. Selection of the most efficient wavelength bands for discriminating weeds from crop[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008, 62(2) : 141-148.
- [19] Victor Alchanatis, Leonid Ridel, Amots Hetzroni, et al. Weed detection in multi-spectral images of cotton fields[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2005, 47(3) : 243-260.

- [20] 陈树人, 栗移新, 毛罕平, 等. 基于光谱分析技术的作物中杂草识别研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2009, 29(2) : 463-466.
- [21] Zhang Y, Slaughter D C. Development of a Robust Weed Species Mapping System using Hyperspectral Imaging for Precision Weed Control in Processing Tomato [C] // ASABE Annual International Meeting, Pittsburgh, Pennsylvania, 2010, Paper No: 1009313.
- [22] Zhang N, Chaisattapagon C. Effective criteria for weed identification in wheat fields using machine vision[J]. Transactions of the ASABE, 1995, 38(3) : 965-974.
- [23] Majumdar S, Jayas D S. Classification of cereal grains using machine vision : III. Texture models[J]. Transactions of the ASAE, 2000, 43(6) : 1681-1687.
- [24] 曹晶晶, 王一鸣, 毛文华, 等. 基于纹理和位置特征的麦田杂草识别方法[J]. 农业机械学报, 2007, 38(4) : 107-110.
- [25] Ismail Kavdir. Discrimination of sunflower, weed and soil by artificial neural networks[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2004, 44(2) : 153-160.
- [26] Lanlan Wu, Youxian Wen. Weed/corn seedling recognition by support vector machine using texture features[J]. African Journal of Agricultural Research, 2009, 4(9) : 840-846.
- [27] Marchant J A, Onyango C M. Comparison of a Bayesian classifier with a multilayer feed-forward neural network using the example of plant/weed/soil discrimination[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2003, 39(1) : 3-22.
- [28] Karimi Y, Prasher S O, McNairn H, et al. Classification accuracy of discriminant analysis, artificial neural networks, and decision trees for weed and nitrogen stress detection in corn[J]. Transactions of the ASABE, 2005, 48(3) : 1261-1268.
- [29] 李志臣, 姬长英. 基于图像分析的杂草分形维数计算[J]. 农业工程学报, 2006, 22(11) : 175-178.
- [30] 吴兰兰, 刘俭英, 文友先. 基于分形维数的玉米和杂草图像识别[J]. 农业机械学报, 2009, 40(3) : 176-179.
- [31] Bossua J, Géa Ch, Jones G, et al. Wavelet transform to discriminate between crop and weed in perspective agronomic images[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2009, 65(1) : 133-143.
- [32] Staab E S, Slaughter D C, Zhang Y, et al. Hyperspectral Imaging System for Precision Weed Control in Processing Tomato[C] // ASABE Annual International Meeting, Reno, Nevada, 2009, Paper No: 096635.
- [33] Sunil K Mathanker, Weckler P R, Taylor R K, et al. Adaboost and Support Vector Machine Classifiers for Automatic Weed Control: Canola and Wheat[C] // ASABE Annual International Meeting, Pittsburgh, Pennsylvania, 2010, Paper No: 1008834.
- [34] Björn Åstrand, Albert-Jan Baerveldt. An Agricultural Mobile Robot with Vision-Based Perception for Mechanical Weed Control[J]. Autonomous Robots, 2002, 13(1) : 21-35.
- [35] Piron A, Leemans V, Lebeau F, et al. Improving in-row weed detection in multispectral stereoscopic images[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2009, 69(1) : 73-79.
- [36] 朱伟兴, 金飞剑, 谈蓉蓉. 基于颜色特征与多层同质性分割算法的麦田杂草识别[J]. 农业机械学报, 2007, 38(12) : 120-124.
- [37] 毛文华, 曹晶晶, 姜红花, 等. 基于多特征的田间杂草识别方法[J]. 农业工程学报, 2007, 23(11) : 206-209.
- [38] Andersen, H. J., L. Reng and K. Kirk. Geometric plant properties by relaxed stereo vision using

simulated annealing[J]. Computers and Electronics in Agric., 2005, 49(2): 219-232.

[39] Berge, T. W., S. Goldberg, K. Kaspersen, et al. Towards machine vision based site-specific weed management in cereals[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2012, 81(2) : 79-86.

[40] R. P. Haff, D. C. Slaughter, E. S. Jackson. X-ray based stem detection in an automatic tomato weeding system[J]. Applied Engineering in Agriculture, 2011, 27(5): 803 - 810.

[41] 张广军. 机器视觉[M]. 北京: 科学出版社, 2005.

[42] 章毓晋. 图像理解与计算机视觉[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000.

[43] Gary Bradski and Adrian Kaehler. Learning OpenCV- Computer Vision with the OpenCV Library[M]. Sebastopol, CA: O'Reilly Media Press, 2008.

[44] Woebbecke, D. M., G. E. Meyer, K. Von, Bargen, and D. A. Mortensen. Color indices for weed identification under various soil, residue, and lighting conditions[J]. Transactions of the ASABE, 1995, 38(1) : 259-269.

[45] 相阿荣, 王一鸣. 利用色度法识别杂草和土壤背景物[J]. 中国农业大学学报, 2000, 5(4) : 98-100.

[46] Pérez, A. J., F. López, J.V. Benlloch and S. Christensen. Colour and shape analysis techniques for weed detection in cereal fields[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2000, 25(3) : 197-212.

[47] Gee, Ch., J. Bossu, G. Jones, and F. Truchetet. Crop/weed discrimination in perspective agronomic images[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008, 60(1) : 49-59.

[48] 龙满生, 何东健. 玉米苗期杂草的计算机识别技术研究[J]. 农业工程学报, 2007, 23 (7) : 139-144.

[49] 孙燮华. 数字图像处理-原理与算法[M]. 北京: 机械工业出版社, 2010.

[50] 赵德升, 毛罕平, 陈树人等. 杂草识别中背景分割方法的比较研究[J]. 农机化研究, 2009, 31(11) : 76-79.

[51] 朱虹. 数字图像技术与应用[M]. 北京: 机械工业出版社, 2011.

[52] 王晓丹, 吴崇明. 基于 MATLAB 的系统分析与设计—图像处理[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2000.

[53] 徐奕, 周军, 周源华. 立体视觉匹配技术[J]. 计算机工程与应用, 2003, 39(15) : 1-5.

[54] 张广军. 视觉测量[M]. 北京: 科学出版社, 2008.

[55] 于乃功, 秦永钢, 阮晓钢. 立体匹配算法进展[J]. 计算机测量与控制, 2009, 17(5) : 817-819.

[56] 肖艳青, 刘党辉, 孙朋. 图像立体匹配研究进展[J]. 测控技术, 2009, 28(8) : 1-5.

[57] 马凯. 基于立体视觉的树木图像深度信息提取研究[D]. 南京: 南京林业大学, 2007.

[58] Hong Y. Jeon. Plant specific direct chemical application field robot [D]. University of Illinois at Urbana-Champaign, 2008.

[59] 尚婷婷. 基于边缘特征的立体匹配算法研究[D]. 北京: 北京理工大学, 2010.

[60] 陈胜勇, 刘盛. 基于 OpenCV 的计算机视觉技术实现[M]. 北京: 科学出版社, 2008.

攻读硕士学位期间参加科研与发表论文情况

一. 参加科研情况

1. “十二五”国家科技支撑计划项目：农田作业机器人关键技术与装备研发（项目编号：2011BAD20B07）
2. 人事部留学回国人员科技活动择优资助项目：基于直接施药方法的设施农业除草机器人研究
3. 江苏省研究生科研创新计划项目：苹果自动定向装置及基于神经网络的自动分级技术研究
4. 南京林业大学大学生科技创新项目：行内行间同时施药的高效除草机器人研制（项目编号：200942）
5. 南京林业大学大学生实验室创新项目：高效除草机器人结构设计

二. 发表论文情况

1. **金小俊**, 陈勇, 孙艳霞. 农田杂草识别方法研究进展[J]. 农机化研究, 2011, 33(7): 23-27,33.
2. **金小俊**, 陈勇, 侯学贵等. 基于机器视觉的除草机器人杂草识别[J]. 山东科技大学学报（自然科学版）, 2012, 31(2): 104-108.
3. **Xiaojun Jin**, Yong Chen and Yanxia Sun. High-quality Tea Flushes Detection under Natural Conditions Using Computer Vision[J]. Journal of Digital Content Technology and its Applications. (已录用, EI 源刊)
4. 韦佳佳, 陈勇, **金小俊**等. 自然环境下茶树嫩梢识别方法研究[J]. 茶叶科学. (已录用)

学号: 3090196 作者: 金小俊 指导教师: 陈勇 教授

专业: 机械设计及理论 研究方向: 机电一体化

基于双目立体视觉的除草机器人行内杂草识别方法研究

详细摘要

除草方法有人工除草、机械除草、生物防除和化学除草等。化学除草方法高效、方便, 被广泛应用。粗放式的大面积喷洒除草剂不仅浪费药剂, 而且污染生态环境。为此, 国内外都在开展精确除草方法的研究。要实现精确除草, 首先需要识别出杂草。

行内杂草识别是玉米苗期精确除草的瓶颈问题。本文以 2~3 叶苗期玉米植株为研究对象, 利用农田除草的特殊性, 基于双目视觉获取玉米植株和行内杂草的高度信息, 借助颜色特征识别地面绿色目标(作物与杂草)以减少图像立体匹配运算量。再根据作物植株空间分布特征从横向像素直方图拟合曲线中识别出玉米植株, 进而识别出行内杂草。

首先通过修正的超绿特征($ExG = 2g - r - b$)对左右作物/杂草彩色图像进行背景分割, 再利用 Otsu 动态阈值分割法灰度化后的图像进行二值化处理, 得到背景为黑色、作物和杂草为白色得分割二值图像, 从而将绿色目标(作物和杂草)与土壤背景相分割。二值化后的图像会包含一些噪点信息, 采用面积滤波算法可以较好的滤除噪声点且滤波之后的叶片形状完整, 细节特征清晰。在此之后, 采用 Canny 检测算子提取二值图像中绿色植物的边缘特征, 得到边缘立体图像。

立体匹配是获取高度信息中最关键、也是最耗时的步骤。本文为了减少立体匹配的计算工作量, 以提高图像处理的实时性, 合理将图像背景分割结果与立体匹配操作相结合。即只对从土壤背景中识别出的绿色目标进行立体匹配, 而忽略掉与摄像机距离已知的土壤部分, 继而通过线性像素插值运算, 获取绿色植物区域的视差图像, 从而大大减少了立体匹配的运算量, 显著提高图像处理速度, 使得未来应用的实时性得到明显改善。除此之外, 本文还通过设置最小视差和最大视差来限制极线上匹配点的搜索长度以减少搜索的视差个数, 从而缩减视差搜索范围和视差值计算的时间。顺序约束条件和匹配位置、方向限制也作为匹配准则应用于立体匹配中, 提高了立体匹配速度和精度。

对于高度较低的行内杂草, 可以通过高度特征对其进行识别。而对于高度较高的杂草则需要进一步分析其空间分布特征, 结合理论株距对其进行识别。在视差分割图中建立横向像素直方图, 并形成相应的拟合曲线, 为进一步提高识别率, 可以对拟合曲线进行低通滤波处理, 以消除杂草散点的影响, 使得拟合曲线更为光滑, 便于后续峰值提取及植株间距计算。滤波后之后的像素直方图拟合曲线具有对应作物峰值的周期性。因此可根据作物的空间位置分布特征, 将理论株距和信号曲线中的峰值进行匹配, 从而判断

出作物植株对应的峰值位置。该峰值位置就是作物植株的实际位置，这样就从图像中识别出植株，提高了作物植株识别率。

实验表明，本文提出的立体匹配算法平均耗时为 0.041 秒，相比较传统匹配算法，运行时间缩短了 84.4%，且在 600mm 测量范围内的相对误差率小于 2.5%；综合高度和植株空间分布特征的行内杂草识别方法识别率为 88%，满足实时杂草识别与精确除草的需要，可以用于除草机器人实时杂草识别系统。

关键词：立体视觉；边缘特征匹配；行内杂草识别；高度特征；空间分布特征

Intra-row Weed Detection Based on a Binocular Stereo Vision System for the Weeding Robot

Abstract

Weed control include manual, mechanical, quarantine, biologic, chemical methods etc. Precision techniques for site-specific weed management has been studied by various researchers as it has the potential to minimize the volume of herbicides and to reduce environmental pollution caused by excessive use of chemical application. Development of a visual method of detecting intra-row weed under the highly variable conditions remains the greatest challenge in site-specific weed management.

Intra-row weed detection by machine vision poses particular difficulties due to the similar color of crop and weed. In this study, an image processing algorithm for crop and intra-row weed discrimination at V2-V3 growth stages utilizing a binocular stereo vision system was developed and evaluated. The proposed methods use color feature to extract vegetation from the background, whilst height and plant spacing information analysis techniques are applied to discriminate between crop and weeds.

To extract vegetation from other elements of the scene (i.e. soil, residues). The normalized excess green index (ExG) was used with some modifications. The grey level image was transformed into a binary image using Otsu method. Then, an area filter was applied to segmented images to eliminate random noise in the image. Edges of crop and weed in the binary stereo images were detected using the canny operator. Stereo process was then performed on edged stereo images.

During the stereo matching process, correspondence search was performed on edged stereo images and disparity calculation was applied only to the edge pixels. This strategy can largely reduce the correspondence search range, thereby enhance the weed recognition speed and accuracy.

The specific objectives were to identify the intra-row weed which is lower than crop by a height-based segmentation method. Further detect the higher weed that is fail to process with stereo vision system using interplant spacing information in the row. A histogram was found by summing the plot along the plant row direction (X-axis). Peaks in the histogram should correspond to the center location of plants (crop/weed). Due to irregular growth of plants and weeds in an arable field, a low-pass filter was used to improve the tracking of plants. Afterwards, the plant center position and plant width were determined. Once the location of plants (crop/weed) are found, the distance between the plants and previous crop can be calculated. The plant whose distance away from the previous crop nearest to the assuming constant spacing is considered as crop, otherwise marked as weed.

The proposed stereo processing algorithm runs at about 0.041s, which cuts the runtime by 84.4%. The detected distance data inside 600mm is accurate within 2.5% error. The use of stereo vision system combined with prior information of plant spacing information proved successful in identifying crop plants with a classification accuracy (CA) of 88%, which renders it suitable to real-time image processing for the weeding robot.

Keywords: Stereo Vision; Edge Stereo Matching; Intra-row Weed Detection; Height Feature; Spatial Distributing Feature